

T.C.
ERCIYES ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANABİLİM DALI
MUHASEBE VE FİNANSMAN BİLİM DALI

İŞLETMELERDE FİNANSAL BAŞARISIZLIK TAHMİNİNDE
VERİ MADENCİLİĞİ YÖNTEMLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI:
BİST'DE BİR UYGULAMA

Hazırlayan
Barış AKSOY

Danışman
Prof. Dr. Derviş BOZTOSUN

Doktora Tezi

Temmuz 2018
KAYSERİ

T.C.
ERCIYES ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANABİLİM DALI
MUHASEBE VE FİNANSMAN BİLİM DALI

İŞLETMELERDE FİNANSAL BAŞARISIZLIK TAHMİNİNDE
VERİ MADENCİLİĞİ YÖNTEMLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI:
BİST'DE BİR UYGULAMA
(Doktora Tezi)

Hazırlayan
Barış AKSOY

Danışman
Prof. Dr. Derviş BOZTOSUN

Bu çalışma; Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi
tarafından SDK-2016-6988 kodlu proje ile desteklenmiştir.

Temmuz 2018
KAYSERİ

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK

Bu çalışmadaki tüm bilgilerin, akademik ve etik kurallara uygun bir şekilde elde edildiğini beyan ederim. Aynı zamanda bu kural ve davranışların gerektirdiği gibi, bu çalışmanın özünde olmayan tüm materyal ve sonuçları tam olarak aktardığımı ve referans gösterdiğimi belirtirim.

Barış AKSOY

İmza :



T.C.
ERCIYES ÜNİVERSİTESİ
REKTÖRLÜĞÜ
Sosyal Bilimler Enstitüsü Müdürlüğü



Tez Başlığı: “İşletmelerde Finansal Başarısızlık Tahmininde Veri Madenciliği Yöntemlerinin Karşılaştırılması: BIST’de Bir Uygulama”

Yukarıda başlığı gösterilen tez çalışmamın a) Giriş, b) Ana bölümler ve c) Sonuç kısımlarından oluşan toplam 141 sayfalık kısmına ilişkin, 21/06/2018 tarihinde **Turnitin** intihal programından aşağıda belirtilen filtreleme uygulanarak alınmış olan özgünlük raporuna göre, tezimin benzerlik oranı: % 18’dir.

Uygulanan filtrelemeler:

- 1- Giriş dahil
- 2- Ana Bölümler dahil
- 3- Sonuç dahil
- 4- Alıntılar dahil/hariç
- 5- Kapak hariç
- 6- Önsöz ve Teşekkür hariç
- 7- İçindekiler hariç
- 8- Kaynakça hariç
- 9- Özet hariç
- 10- Yedi (7) kelimedenden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç

Erciyes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Tez İntihal Raporu Uygulama Esaslarını inceledim ve bu uygulama esaslarında belirtilen azami benzerlik oranlarına göre tez çalışmamın herhangi bir intihal içermediğini, aksinin tespit edileceği muhtemel durumlarda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve yukarıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim.

Gereğini bilgilerinize arz ederim. 21/06/2018

Adı Soyadı : Barış AKSOY
Öğrenci No : 4030541419
Anabilim Dalı : İşletme
Bilim Dalı : Muhasebe ve Finansman
Program Adı : Doktora

Prof. Dr. Derviş BOZTOSUN

Barış AKSOY

YÖNERGEYE UYGUNLUK

“İşletmelerde Finansal Başarısızlık Tahmininde Veri Madenciliği Yöntemlerinin Karşılaştırılması: BIST’de Bir Uygulama” adlı Doktora tezi, Erciyes Üniversitesi Lisansüstü Tez Önerisi ve Tez Yazma Yönergesi’ne uygun olarak hazırlanmıştır.

Tezi Hazırlayan

Barış AKSOY

Danışman

Prof. Dr. Derviş BOZTOSUN

İşletme ABD Başkanı

Prof. Dr. A. Asuman AKDOĞAN

Prof. Dr. Derviş BOZTOSUN danışmanlığında Barış AKSOY tarafından hazırlanan “İşletmelerde Finansal Başarısızlık Tahmininde Veri Madenciliği Yöntemlerinin Karşılaştırılması: BIST’de Bir Uygulama” adlı bu çalışma, jürimiz tarafından Erciyes Üniversitesi Sosyal Bilimleri Enstitüsü İşletme Anabilim Dalında **Doktora** tezi olarak kabul edilmiştir.

12/07/2018

JÜRİ:

Danışman : Prof. Dr. Derviş BOZTOSUN

Üye : Prof. Dr. Levent ÇITAK

Üye : Prof. Dr. Halil ALTINTAŞ

Üye : Prof. Dr. Yücel AYRIÇAY

Üye : Doç. Dr. Onur GÖZBAŞI

ONAY:

Bu tezin kabulü Enstitü Yönetim Kurulunun 23/07/2018 tarih ve 29 sayılı kararı ile onaylanmıştır.

23/07/2018

Prof. Dr. Celaleddin ÇELİK

Enstitü Müdürü

TEŞEKKÜR

Doktora eğitimim süresince araştırmalarımın her aşamasında bilgi, öneri ve yardımlarını esirgemeyerek verdiği önemli destek ile akademik gelişimime katkıda bulunan danışman hocam sayın Prof. Dr. Derviş BOZTOSUN'a, tezin niteliğinin artırılmasında kıymetli tavsiyeleri ve görüşlerinden en yüksek derecede yararlandığım sayın Prof. Dr. Azzem ÖZKAN ve sayın Prof. Dr. Halil ALTINTAŞ'a, tezin istatistiksel analizlerinde yönlendirmeleri ile değerli katkılarını esirgemeyen kıymetli hocam, mesai arkadaşım Doç. Dr. Necati Alp ERİLLİ'ye, veri madenciliği analizlerinde yönlendirmeleri ile ufku genişleten Doç. Dr. Güzin ÖZDAĞOĞLU'na, çalışmalarım süresince anlayış ve desteklerini esirgemeyen görev yaptığım Cumhuriyet Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesindeki mesai arkadaşlarıma, çalışmalarım süresince gösterdiği fedakârlıklar ve desteğinden dolayı eşime, yaşamımın her döneminde bana olan güven ve desteklerinden ötürü aileme ve özellikle anneme en derin duygularla teşekkür ederim.

Barış AKSOY

Kayseri, Temmuz, 2018

İŞLETMELERDE FİNANSAL BAŞARISIZLIK TAHMİNİNDE VERİ MADENCİLİĞİ YÖNTEMLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI: BIST'DE BİR UYGULAMA

Barış AKSOY

Erciyes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü

Doktora Tezi, Temmuz 2018

Danışman: Prof. Dr. Derviş BOZTOSUN

ÖZET

Finansal başarısızlık tahmini, finans alanında önemli araştırma konularından biri olmuştur. Her koşul ve ortamda kullanılabilir mükemmel bir tahmin yöntemi ve modelinin olmayışı, literatürde farklı veriler üzerinde farklı yöntemler kullanılarak uygun modelin bulunması arayışını devam ettirmektedir. Bu nedenle bu çalışmada 2006-2009 yılları arasında BIST (Borsa İstanbul) İmalat Sanayi Sektöründeki işletmelerin finansal başarısızlığını tahmin etmek üzere, Çok Değişkenli Diskriminant Analizi, Lojistik Regresyon Analizi, Yapay Sinir Ağları, C5.0 Karar Kuralı Türetme Algoritması, Sınıflama ve Regresyon Ağaçları (CART) analizi yapılmış ve finansal başarısızlıktan 1, 2, 3 yıl öncesi için geçerli olabilecek en yüksek tahmin gücüne sahip model belirlenmiştir.

Analizler sonucunda başarılı-başarısızlık yılından 3 yıl öncesinde (2006 yılı için) en yüksekten düşüğe genel olarak sınıflandırma doğruluğu sırasıyla, CART (%84.21), Yapay Sinir Ağları (%81.58), Lojistik Regresyon Analizi (%80.16), Diskriminant Analizi (%80.16) ve C5.0 (%76.32) şeklinde bulunmuştur. Başarılı-başarısızlık yılından 2 yıl öncesinde (2007 yılı için) en yüksekten düşüğe genel sınıflandırma doğruluğu sırasıyla, Lojistik Regresyon Analizi (%87.30), CART (%86.84), Yapay Sinir Ağları (%84.21), Diskriminant Analizi (%83.33), C5.0 (%78.95) olarak bulunmuştur. Başarılı-başarısızlık yılından 1 yıl öncesinde (2008 yılı için) en yüksekten düşüğe genel sınıflandırma doğruluğu sırasıyla, Lojistik Regresyon Analizi (%92.86), Yapay Sinir Ağları (%92.11), CART (%92.11), C5.0 Algoritması (%86.84) ve Diskriminant Analizi (%81.75) şeklinde bulunmuştur.

Analizlerden elde edilen sonuçlar incelendiğinde; CART ve C5.0 analizlerinden elde edilen karar ağaçları, ağacın oluşturulmasında önemli olarak değerlendirilen değişkenleri belirlemektedir. Buna göre başarısızlıktan 1, 2 ve 3 yıl öncesi tahminlemede önemli değişkenler olarak; “Aktif Kârlılık Oranı, Maddi Duran Varlık Devir Hızı, Finansal Kaldıraç Oranı, Kısa Vadeli Yabancı Kaynakların Toplam Varlıklara Oranı, Halka Açıklık Oranı, Stokların Toplam Varlıklara Oranı, Net Kâr Marjı ve Özsermaye Kârlılık Oranı” bulunmuştur.

Anahtar Kelimeler: Finansal Başarısızlık Tahmini, Borsa İstanbul, Çok Değişkenli Diskriminant Analizi, Lojistik Regresyon, CART (Sınıflandırma ve Regresyon Ağacı), C5.0 Karar Kuralı Türetme Algoritması, Yapay Sinir Ağları

**A COMPARISON OF DATA MINING METHODS IN FINANCIAL FAILURE
PREDICTION OF BUSINESSES: AN APPLICATION IN BIST**

Barış AKSOY

Erciyes University Institute of Social Sciences

Doctoral Thesis, July 2018

Advisor: Prof. Dr. Derviş BOZTOSUN

ABSTRACT

Financial failure prediction has been one of the major research topics in finance. The absence of an excellent prediction method and model that can be used in all conditions and environments leads to continuing search the literature for finding the appropriate model using different methods on different data. Thus, Multivariable Discriminant Analysis, Logistic Regression Analysis, Artificial Neural Networks, C5.0 Decision Rule Generation Algorithm, Classification and Regression Trees (CART) analysis were conducted in this study and the model with the highest estimated power that could be valid for 1, 2, or 3 years before the financial failure was determined.

As a result of the analyzes, the overall classification accuracy of the methods 3 years before the success and failure from the highest to the lowest (for 2006) are as follows; CART (84.21%), Artificial Neural Networks (81.58%), Logistic Regression Analysis (80.16%), Discriminant Analysis (80.16%) and C5.0 (76.32%), respectively. The classification accuracy of the methods 2 years before the success and failure from the highest to the lowest (for 2007) are as follows; Logistic Regression Analysis (87.30%), CART (86.84%), Artificial Neural Networks (84.21%), Discriminant Analysis (83.33%) and C5.0 (78.95%), respectively. The classification accuracy of the methods 1 year before the success and failure from the highest to the lowest (for 2008) are as follows; Logistic Regression Analysis (92.86%), Artificial Neural Networks (92.11%), CART (92.11%) and C5.0 Algorithm (86.84%) and Discriminant Analysis (81.75%), respectively.

When the results obtained from the analyzes are examined, decision trees derived from the CART and C5.0 analyzes identify variables that are considered important in the creation of the tree. According to this, as important variables in the prediction of 1, 2

and 3 years before failure, "Return on Assets Ratio, Fixed Asset Turnover Ratio, Financial Leverage Ratio, Ratio of Short Term Liabilities to Total Assets, Free Float Rate, Ratio of Stocks to Total Assets, Net Profit Margin and Return on Equity" have been found.

Key Words: Financial Failure Prediction, Istanbul Stock Exchange, Multivariable Discriminant Analysis, Logistic Regression, CART (Classification and Regression Trees), C5.0 Decision Rule Generation Algorithm, Artificial Neural Networks



İÇİNDEKİLER

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK.....	ii
YÖNERGEYE UYGUNLUK	iii
KABUL VE ONAY.....	iv
TEŞEKKÜR.....	v
ÖZET	vi
İÇİNDEKİLER.....	x
KISALTMALAR ve SİMGELER.....	xiii
TABLolar LİSTESİ.....	xiv
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	xv
GİRİŞ	1

1. BÖLÜM

İŞLETMELERDE BAŞARISIZLIK KAVRAMI

1.1. İşletme Başarısızlığı.....	5
1.1. Finansal Başarısızlığın Nedenleri.....	8
1.1.1. Finansal Başarısızlığın İçsel Nedenleri.....	8
1.1.1.1. Genel Yönetim Yetersizliği	9
1.1.1.2. Çalışma Sermayesinin ve Nakit Akımının Yetersizliği.....	9
1.1.1.3. Aşırı Borçlanma	10
1.1.1.4. Diğer Nedenler	11
1.1.2. Finansal Başarısızlığın Dışsal Nedenleri	11
1.1.2.1. Makroekonomik Faktörler	11
1.1.2.2. Hukuki, Politik Durum ve Sosyal Etkenler.....	12
1.1.2.3. Rekabet Ortamı.....	12
1.2. Finansal Başarısızlığa Karşı Alınabilecek Önlemler.....	12
1.2.1. Sermaye Yapısının Yeniden Düzenlenmesi.....	13
1.2.2. Firmanın Alacaklı Temsilcilerinden Oluşan Bir Komite Tarafından Yönetilmesi	13
1.2.3. Varlıkların Yeniden Değerlenmesi.....	14
1.2.4. Borçların Yapılandırılması, Borç Vadesinin Uzatılması	14

1.2.5.	Alacaklıların Alacak Tutarlarının Bir Kısmından Vazgeçmesi	14
1.2.6.	Varlıkların Nakde Çevrilmesi veya Maddi Duran Varlıkların Satılarak ..	14
	Uzun Süreli Olarak Kiralanması	14
1.2.7.	İflâsın Ertelenmesi ve Konkordato	15
1.2.8.	İşletmenin Birleşmesi, Bazı İşletmelerin Tamamen veya Kısmen Katılması	16
1.2.9.	İflâs ve Tasfiye	17
1.3.	Finansal Başarısızlık Tahminlemesinin Önemi	17
1.3.1.	Yatırımcılar Yönünden Önemi	18
1.3.2.	Finansal Kurumlar, Tedarikçiler ve Diğer Alacaklılar Yönünden Önemi	19
1.3.3.	İşletme Yöneticileri Yönünden Önemi	20
1.3.4.	Devletler Yönünden Önemi	21
1.3.5.	Bağımsız Denetçi ve Finansal Analistler Yönünden Önemi	21

2.BÖLÜM

FINANSAL BAŞARISIZLIĞIN ÖNGÖRÜLMESİNDE KULLANILAN MODELLER

2.1.	Çok Değişkenli İstatistiksel Modeller	25
2.1.1.	Çok Değişkenli Diskriminant Analizi	26
2.1.2.	Lojistik Regresyon Analizi	28
2.2.	Veri Madenciliği Modelleri	30
2.2.1.	Yapay Sinir Ağları Modeli	32
2.2.2.	Karar Ağaçları	38
2.2.2.1.	Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları (CART, C&RT)	44
2.2.2.2.	C5.0 Algoritması	46
2.3.	Finansal Başarısızlık Tahmini ile İlgili Yapılmış Çalışmalar	47
2.3.1.	Finansal Başarısızlık Tahmini Üzerine Yurt Dışında Yapılmış Çalışmalar	51
2.3.2.	Finansal Başarısızlık Tahmini Üzerine Türkiye’de Yapılan Çalışmalar ..	55

3.BÖLÜM

İMALAT SANAYİ İŞLETMELERİNİN FİNANSAL BAŞARISIZLIK TAHMİNLEMESİ ÜZERİNE BİST'DE BİR UYGULAMA

3.1. Model	60
3.1.1. Veri Seti ve Bağımsız Değişkenlerin Seçimi	61
3.1.2. Araştırmada Kullanılan Modellerin Varsayım ve Kısıtları.....	72
3.1.3. Sınıflandırma Hatası Maliyetleri	78
3.2. Araştırma Yöntemi	79
3.2.1. İstatistik Yöntemleri ile Analiz ve Değerlendirme.....	88
3.2.1.1. Çok Değişkenli Diskriminant Analizi ile İşletmelerde 1,2,3 Yıl Önceden Finansal Başarısızlık Tahmini.....	88
3.2.1.2. Lojistik Regresyon Analizi ile İşletmelerde 1, 2, 3 yıl önceden Finansal Başarısızlık Tahmini	93
3.2.2. Makine Öğrenmesi Yöntemleri ile Analiz ve Değerlendirme	97
3.2.2.1. CART (C&RT) Sınıflama ve Regresyon Ağaçları ile İşletmelerde 1, 2, 3 Yıl Önceden Finansal Başarısızlık Tahmini	98
3.2.2.2. C5.0 Algoritması ile İşletmelerde 1, 2, 3 Yıl Önceden Finansal Başarısızlık Tahmini	106
3.2.2.3. Yapay Sinir Ağları Modeli ile İşletmelerde 1, 2, 3 yıl önceden Finansal Başarısızlık Tahmini	112
3.2.3. Uygulamada Elde Edilen Sonuçların Karşılaştırılması ve Değerlendirilmesi	121
SONUÇ.....	127
KAYNAKLAR.....	146
ÖZGEÇMİŞ.....	159

KISALTMALAR ve SİMGELER

BFP	Bankruptcy Failure Prediction
BIST	Borsa İstanbul
ÇKA	Çok Katmanlı Algılayıcı
DT	Decision Tree
FDP	Financial Distress Prediction
GA	Genetic Algorithm
KAP	Kamuyu Aydınlatma Platformu
LA	Lojistik Regresyon Analysis
MDA	Multiple Discriminant Analysis
NN	Neural Networks
PCA	Principal Component Analysis
PSO	Particle Survey Optimization
PT	Particular Transfer
RP	Recursive Partition
SDA	Stepwise Discriminant Analysis
SPK	Sermaye Piyasası Kurulu
ST	Special Treatment
SVM	Support Vector Machines
TTK	Türk Ticaret Kanunu
VUK	Vergi Usul Kanunu
YSA	Yapay Sinir Ağı

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 3.1.	Finansal tablolardan elde edilen nicel ve kamuyu aydınlatma platformundan elde edilen nitel bağımsız değişkenler	67
Tablo 3.2.	Başarısız şirketlerin yıllara göre dağılımı.....	73
Tablo 3.3.	Çalışmada kullanılan finansal tablolara dayanan ve finansal tablolara dayanmayan özel durum açıklaması ile belirtilen finansal başarısızlık göstergeleri.....	77
Tablo 3.4.	Çalışma metodolojisi	85
Tablo 3.5.	Sınıflandırma matrisi	87
Tablo 3.6.	2006, 2007, 2008 yılları diskriminant analizi sınıflandırma sonuçları.....	92
Tablo 3.7.	Diskriminant analizi model performans sonuçları (%).....	93
Tablo 3.8.	2006, 2007, 2008 yılı lojistik regresyon analizi sınıflandırma sonuçları.....	96
Tablo 3.9.	Lojistik regresyon analizi model performans sonuçları	97
Tablo 3.10.	CART Analiz parametreleri	100
Tablo 3.11.	CART Analizi performans ölçüm sonuçları ve parametre optimizasyonu ile belirlenen en yüksek sınıflandırma doğruluğu veren parametreler (2006, 2007, 2008 Yılı)	104
Tablo 3.12.	2006, 2007, 2008 yılı CART analizi sınıflandırma sonuçları.....	105
Tablo 3.13.	Diskriminant ileri doğru adımsal analizde belirlenen ve C5.0 analizinde kullanılan bağımsız değişkenler	107
Tablo 3.14.	C5.0 algoritması parametre optimizasyonu analiz parametreleri.....	107
Tablo 3.15.	C5.0 algoritması performans sonuçları ve parametre optimizasyonu ile belirlenen en yüksek sınıflandırma doğruluğu veren parametreler	108
Tablo 3.16.	C5.0 karar ağacı 2006, 2007 ve 2008 yılları sınıflandırma tablosu	112
Tablo 3.17.	Diskriminant ileri doğru adımsal analizde belirlenen ve yapay sinir ağında kullanılan bağımsız değişkenler.....	116
Tablo 3.18.	En yüksek performansa sahip yapay sinir ağı parametreleri	118
Tablo 3.19.	En yüksek performansa sahip olan yapay sinir ağı tarafından 3 parametre için 1331 farklı kombinasyondan seçilen parametreler	118
Tablo 3.20.	Yapay sinir ağı 2006, 2007 ve 2008 yılları sınıflandırma tablosu	120
Tablo 3.21.	Çalışmada kullanılan sınıflandırma yöntemlerinin 1, 2, 3 yıl öncesi performans sonuçları	126

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 3.1. Basit karar ağacı.....	42
Şekil 3.2. K- katlı çapraz doğrulama	83
Şekil 3.3. 2006 yılı CART Karar ağacı.....	101
Şekil 3.4. 2007 yılı CART Karar ağacı.....	102
Şekil 3.5. 2008 yılı CART Karar ağacı.....	103
Şekil 3.6. 2006 yılı C5.0 Karar ağacı	108
Şekil 3.7. 2007 yılı C5.0 Karar ağacı	109
Şekil 3.8 2008 yılı C5.0 Karar ağacı	109
Şekil 3.9. Yapay sinir ağı 2006, 2007, 2008 yılları model görüntüsü.....	119
Şekil 3.10. Çalışmada kullanılan sınıflandırma yöntemlerinin 1, 2, 3 yıl öncesi genel sınıflandırma performans sonuçları.....	126

GİRİŞ

Günümüzde iş dünyasında ortaya çıkan hızlı gelişim ve değişim geçmişe göre daha yoğun bir rekabeti getirmektedir. Serbest ve rekabetçi piyasa yalnız başarılı işletmelere yaşama şansı verirken, yeni piyasa koşullarına ayak uyduramayan işletmeleri ise finansal başarısızlık ve iflâs beklemektedir. Finansal başarısızlık nedeniyle piyasadan çekilen bir işletme, faaliyetlerine son verirken mikro yönden yöneticilerini, çalışanlarını, rakiplerini makro yönden ise bulunduğu sektörü, yatırımcıları, bankaları, kredi veren kuruluşları ve nihai olarak bulunduğu ülke ekonomisini etkileyebilmektedir¹. Başarısız işletmelerin sayısı, her ülke ekonomisinin refahı için önemli bir konudur ve ülkelerin gelişmişliğinin, sağlamlığının bir endeksi olarak kabul edilebilir. Bu nedenle, firmalar açısından yaklaşmakta olan finansal başarısızlığın zamanında tespit edilmesi, finansal piyasaların istikrarını temin etmeye ve genel ekonomik refahı sağlamaya yardımcı olmaktadır². Şirket yöneticileri, alacaklılar, denetçiler, hissedarlar, emeklilik fon yöneticileri ve hükümet denetleyicileri gibi paydaşların hepsi, işletmelerin başarısızlığını engellemek için önlem alma taraftarıdır³.

Finansal başarısızlık tahmini, insanların daha kesin kararlar almasına yardımcı olan önemli bir araçtır⁴. Finansal sıkıntı yaşayan şirketlerin finansal tablolarından elde edilen işaretleri zamanında alabilen tahmin modeline sahip olmak, ilgili tüm gruplar için yaşamsal önem taşımaktadır⁵. Finansal başarısızlık tahmini alanında bugüne kadar yapılmış çalışmalar göz önünde bulundurulduğunda her koşulda geçerli bir model bulunamadığından bu alandaki çalışmalar finans yazınında popülerliğini hâlâ

¹ J. Samuel **Baixauli** and Antonina **Mo'dica-Milo**, "The Bias of Unhealthy Sme In Bankruptcy Prediction Models", *Journal of Small Business and Enterprise Development*, Vol. 17, Issue 1, 2010, p. 76.

² Niccolò **Gordini**, "A Genetic Algorithm Approach for Sme Bankruptcy Prediction: Empirical Evidence From Italy", *Expert Systems with Applications*, No. 41, 2014, p. 6433.

³ Jianguo Chen, Ben R. Marshall, Jenny Zhang et. al. "Financial Distress Prediction in China", *Review of Pacific Basin Financial Markets and Policies*, Vol. 9, No. 2, 2006, p. 318.

⁴ Hui **Li** and Jie **Sun**, "Forecasting Business Failure in China Using Case-Based Reasoning with Hybrid Case Representation", *Journal of Forecasting*, Vol. 29, October 2009, p. 487.

⁵ Gordini, p. 6433.

korumaktadır. Girişimciler, bir işe başlamadan önce başarı veya başarısızlık olasılığını değerlendirmek isterler. Yatırımcılar ve borç verenler, başarısızlık olasılığı yüksek firmalarla iş yapmaktan kaçınabilirler. Tedarikçiler, krediyi reddedebilir veya yüksek riskli işlerde sınırlamaya gidebilirler. Kamu yararına çalışan kişiler, başarısızlığı önlemek veya daha fazla büyümeyi teşvik etmek için politikalar üretilmesinde bu modeli kullanabilirler. Kurulacak modelin mevcut risk tahmin tekniklerinin yerini almasının amaçlanmasından çok diğer modellerle birlikte çalıştırılması tavsiye edilmektedir.

İşletme başarısızlığı tahmini alanında, iflâs tahmini, firma başarısızlığı tahmini ve finansal sıkıntı tahmini gibi birçok isim kullanılmaktadır. İşletme başarısızlık tahmin modelleri bir işletmenin kamuya açık olan bilgilerine dayanarak başarı veya başarısızlığını öngörmeye çalışmaktadır⁶. Finansal oranlara ve finansal sıkıntının diğer göstergelerine dayanan iflâs tahmin modellerinin gelişimi için uzun bir araştırma öyküsü bulunmaktadır⁷. İşletmelerde iflâs öngörme yöntemleri 1960'lı yıllardan itibaren önemli bir konu olarak değerlendirilmiş ve o zamandan beri geniş çapta araştırılmıştır. Bu araştırma alanı hâlâ akademilerin, endüstrilerin, üst düzey yöneticilerin, devlet görevlilerinin, yatırımcıların ve spekülâtorlerin dikkatini çekmektedir⁸.

Literatürde yurt içinde şirket finansal başarısızlık tahmini ile ilgili bazı çalışmalar incelendiğinde,

- Analiz örnekleminde kısa dönemlerin kullanıldığı, örneğin Altaş ve Giray (2005) çalışması,
- Başarısız işletme örnekleminin yetersizliği, örneğin Selimoğlu ve Orhan (2015) çalışması,
- İnceleme yapılan sektördeki şirket sayısının yetersizliği, örneğin Terzi (2011) çalışması
- Yalnızca en doğru sınıflandırma yılının hangisi olduğuna yönelik çalışmalar, örneğin Kaygın vd. (2016) çalışması

⁶ A. Gepp, K. Kumar and S. Bhattacharya, "Business Failure Prediction using Decision Trees", *Journal of Forecasting*, No. 29, 2010, p. 537

⁷ Weiping Wu, Vincent Cheng Siong Lee and Ting Yean Tan, "Data Preprocessing and Data Parsimony In Corporate Failure Forecast Models: Evidence from Australian Materials Industry", *Accounting and Finance*, No. 46, p. 327.

⁸ Hui Li and Jie Sun, "Predicting Business Failure using Forward Ranking-Order Case-Based Reasoning", *Expert Systems with Applications*, Vol 38, 2011, p. 3075.

- Başarısızlıktan bir yıl öncesi için analiz yapılması, örneğin Ekinci vd. (2008) çalışması,
- Finansal başarısızlık tahmin modeli oluşturarak birbiri ile karşılaştırılması amacıyla saparak finansal oranların işletme başarısındaki etkisinin ayrıntılı incelendiği, örneğin Kılıç (2011) çalışması,
- Yöntemler arasında yoğun olarak lojistik regresyon, diskriminant analizi ve yapay sinir ağlarının kullanıldığı ancak finansal başarısızlık tahmininde yurt dışı çalışmalarında sıklıkla kullanılan ve yüksek sınıflandırma başarısına sahip olan makine öğrenmesi yöntemlerinden CART ve C5.0 algoritmasının ülkemizde kullanımının az olması konunun çalışılmaya muhtaç olduğunu göstermektedir.

Başarısızlıktan sadece bir yıl öncesi için yapılan başarısızlık tahmini, bir yatırımcı tarafından yapılan yatırımın geri dönüş planının uygulanması gibi işlemler için çok geç olabilmekte, etkili tedbir alabilmek için başarısızlığın birkaç yıl önceden tahmin edilmesi gerekmektedir⁹. Bu nedenle çalışmamızda öncelikli amaç; finansal başarısızlığı 1, 2 ve 3 yıl önceden en yüksek doğruluk ile tahminlemek ve elde edilen sonuçları, kullanılan modellerin ayırt edici özellikleri ve sınırlılıkları çerçevesinde karşılaştırmaktır. Bu nedenle okuyucu, finansal başarısızlık ve modelleri ile ilgili detaylı olarak teorik bilgi edinmek isterse bugüne kadar yurt içi ve yurt dışında yayımlanmış onlarca kitap, makale, teze ulaşabileceği düşünülerek konu hakkındaki teorik bilginin çalışmamız yönünden, analizler ve modellerin anlaşılmasına yetecek seviyede tutulmasına azami gayret gösterilmiştir. Böylece çalışmanın gerçek değeri, sınırlılıkları belirli olan modellerin kurulması, kurulan modellerin ve analizlerin anlaşılması için makul seviyede teoriye yer verilmiş olmasıdır. Diğer taraftan analiz aşamaları, bulgular ve tartışma kısımlarına çalışmanın amacından sapmadan önemli bir yer verilmiştir.

Çalışmamızda gerçekleştirilen, Yapay Sinir Ağları, CART ve C5.0 analizlerinde tüm veriler %70 eğitim ve %30 test seti olarak ikiye ayrılmıştır. Eğitim seti ile kurulan model, algoritmanın daha önce hiç görmediği işletmelere ait veriler üzerinden test edilmektedir. C5.0 ve CART analizlerinde, veri seti %70 eğitim %30 test seti olarak ayrılmasının yanı sıra daha optimal veri dağılımı için 10 katlı çapraz

⁹ Paul P. M. **Pompe** and Jan **Bilderbeek**, "Bankruptcy Prediction: The Influence of The Year Prior to Failure Selected for Model Building and The Effects in a Period of Economic Decline", *Intelligent System In Accounting, Finance and Management*, Vol. 13, 2005, p. 95

doğrulama kullanılmıştır. Diskriminant ve Lojistik regresyon analizlerinde ise doğrulama yöntemi olarak 10 katlı çapraz doğrulama kullanılmıştır. Çalışmamızın literatürden ayrıldığı diğer yönler;

- Başarılı ve başarısız işletmelerin belirlenmesinde finansal tablolara dayalı olan ve finansal tablolara dayanmayan finansal başarısızlık göstergeleri kullanılmıştır.
- Çalışmada kullanılan bağımsız değişkenler içerisinde bilanço ve gelir tablosundan elde edilen nicel değişkenlerin yanısıra KAP'dan (Kamuyu Aydınlatma Platformu) elde edilen 4 nitel bağımsız değişken kullanılmıştır.

Çalışmanın amaçları; “üstün tahmin yeteneğine sahip kapsamlı bir veri kümesi oluşturmak, bu veri kümesi ile uyumlu çalışan yüksek öngörü doğruluğuna sahip modeller geliştirmek ve modellerin doğruluk derecelerini karşılaştırmak, değişken seçimi gerçekleştirilmenin etkisini incelemek, finansal olmayan değişkenlerin modelin kurulmasında önemli değişkenler arasında olup olmadığını belirlemek” olarak belirtilebilir.

Bu çalışmada, ülkenin ekonomik koşullarından etkilenen BIST imalat sanayi sektörü işletmelerinin, ekonomik kriz (2006-2009 yılları) sürecinde başarıya yönelik tahmini için çoklu diskriminant analizi, lojistik regresyon analizi, yapay sinir ağları, C5.0 karar kuralı türetme algoritması ve sınıflama ve regresyon ağaçları analizi (CART) öngörü performansı karşılaştırılmıştır. Çalışmanın birinci bölümünde işletmelerde başarısızlık kavramı, ikinci bölümünde finansal başarısızlığın öngörülmesinde kullanılan modeller, üçüncü bölümde imalat sanayi işletmelerinin finansal başarısızlık tahminlemesi üzerine BIST’de bir uygulama yer almaktadır.

1. BÖLÜM

İŞLETMELERDE BAŞARISIZLIK KAVRAMI

İşletmelerin faaliyetleri esnasında karşılaştıkları önemli sorunlardan biri olan finansal sorunlar çözümlenmediği takdirde yeni düzenlemeler yapılması gerekmekte veya faaliyet sona erdirilmektedir. Finansal sorunlardan ilki işletmenin vadesi gelen borçlarını ödeyememesi (teknik likiditesinin kaybedilmesi) durumudur. İkincisi ise borçların toplam aktiflerden fazla olması diğer bir ifadeyle gerçek net değer negatif (iflâs) olmasıdır¹⁰.

1.1. İşletme Başarısızlığı

İşletme başarısızlığı, işletmenin yasal olarak ödemesi gereken bir borcu zamanında karşılayamamasından veya kanuna göre iflâs etmesinden dolayı faaliyetlerinin durdurulduğu durumları açıklamak için kullanılan genel bir terimdir¹¹. İflâstan önceki aşamalar, vadesi gelen ödemelerin yapılmasında güçlüklerle karşılaşılması (likidite sorunları), vadesi gelen borçların ödenememesi, önceki ve cari dönem zararları toplamının şirketin özkaynak toplamını aşması sonucu sermayenin tükenerek negatif hale gelmesi, iflâs ve tasfiye olarak sıralanabilir¹². İşletmelerde başarısızlık ekonomik ve finansal başarısızlık olmak üzere iki şekilde ortaya çıkmaktadır.

¹⁰ Ali **Ceylan** ve Turhan **Korkmaz**, *İşletmelerde Finansal Yönetim*, Göz. Geç. 11. Basım, Ekin Yayınları, Bursa 2010, ss. 378-379.

¹¹ Angela Y. N. **Yip**, "Business Failure Prediction: A Case-Based Reasoning Approach", *Review of Pacific Basin Financial Markets and Policies*, Vol. 9, No. 3, 2006, p. 491.

¹² Güven **Sayılgan**, Arslan **Ece**, "İflâsın Ertelemesi ve Türkiye'de 2009-2013 Arasındaki İflâsın Ertelemesi Davalarının Analizi", *Maliye ve Finans Yazıları*, 2016, s. 50.

1.1.1. Ekonomik Başarısızlık

Ekonomik başarısızlık ürün ve hizmetlerin rekabetçi olmamasından, işletme varlıklarının “ekonomik kâr” sağlayacak şekilde işletilememesinden, işletmede kullanılan sermaye ve emeği karşılayacak kârlılığın olmamasından kaynaklanmaktadır¹³. İşletme başarısızlığı olarak adlandırılan kavram, işletme giderlerinin gelirleri aştığı ekonomik başarısızlık anlamına gelmektedir¹⁴.

1.1.2. Finansal Başarısızlık

Genel olarak, bir işletmenin finansal durumunu etkileyen faktörler çeşitli olmasına rağmen, benzer şirketlerin benzer finansal duruma sahip olduğu düşünülmektedir¹⁵. İşletmelerin finansal başarısızlık alanındaki en büyük sıkıntılardan birisi, şirket başarısızlığının veya maddi sıkıntının tanımlanması konusunda bir fikir birliğinin olmamasıdır. Bir tarafta bazı yazarlar finansal sıkıntıyı tanımlarken iflâsı kullanmışlardır. Diğer taraftaki yazarlar ise finansal sıkıntıyı tasfiye veya şirketteki önemli yapısal değişiklikler olarak tanımlamaktadır¹⁶. Birçok kişi finansal sıkıntıyı temerrüt, iflâs, tasfiye, acze düşme gibi ilgili fakat daha farklı anlamlara gelen kavramlar ile karıştırmaktadır. Finansal sıkıntı her zaman iflâsla sonuçlanmaz¹⁷.

Başarısızlık süreci, işletmenin gerilemesine sebep olabileceği gibi yok olması ile de sonuçlanabilir¹⁸. Finansal sıkıntı içindeki bir girişim, maddi sıkıntıların iki uç biçimi arasında çeşitli durumların dinamik bir değişim sürecini yaşayabilir. Aslında finansal sıkıntı, aylardan yıllara hatta daha uzun süre devam eden dinamik bir süreçtir. Bir işletme, iflâs, tahvil temerrüdü, banka hesabının borç vermesi, vadesi gelene kadar borçlarını ödeyememe ihtimalini gösteren olaylar, işletmenin iflâsının istenmesi, borçların ödenemeyeceğinin açıkça beyan edilmesi, borçları azaltmak için alacaklılarla

¹³ Sayılğan, Ece, s. 50.

¹⁴ Hui Li and Jie Sun, “Predicting Business Failure using an RSF-Based Case-Based Reasoning Ensemble Forecasting Method”, *Journal of Forecasting*, No. 32, 2013, p. 186.

¹⁵ Hui Li and Jie Sun, “Gaussian Case-Based Reasoning For Business Failure Prediction with Empirical Data In China”, *Information Sciences*, Vol. 179, 2009, p. 90.

¹⁶ G.H. Muller, B.W. Steyn-Bruwer and W.D. Hamman, “Predicting Financial Distress of Companies Listed on The JSE – A Comparison of Techniques”, *S.Afr.J.Bus.Manage*, Vol. 40, No. 1, 2009, p. 22.

¹⁷ Hakan Bilir, “Finansal Sıkıntının Tanımı ve Piyasa Odaklı Çözümleri: Borç Yapılandırma, Varlık Satışı ve Yeni Sermaye Enjeksiyonu”, *Sosyoekonomi*, 2015-1, s. 9.

¹⁸ Kerem Ural, Şevin Gürarda, M. Burak Önemli, “Lojistik Regresyon Modeli ile Finansal Başarısızlık Tahminlemesi: Borsa İstanbul’da Faaliyet Gösteren Gıda, İçki ve Tütün Şirketlerinde Uygulama”, *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, Temmuz 2015, s. 86.

anlaşma yapılması gibi durumlardan herhangi biri ile karşılaştığında ilgili işletmenin başarısız olduğu söylenebilir¹⁹.

Günümüz piyasasında işletmelerin hedeflerine ulaşabilmeleri için finansal yönden güçlü olmaları gerekir²⁰. İşletmelerde ortaya çıkan finansal başarısızlık, toplum üzerinde önemli etkileri olan ve toplumun çeşitli kesimlerini ilgilendiren bir sorundur. Finansal başarısızlık ile karşılaşan işletme sayısının artması, işletmelerin kendi kaynaklarını ve ülke kaynaklarını verimli bir şekilde kullanamadığını göstermektedir²¹. Son yıllarda gerek Türkiye’de gerekse batı ülkelerinde finansal başarısızlığa uğramış işletme sayısının, genel olarak ekonomik durgunluğa, enflasyonu önlemek için uygulanan sıkı para ve kredi politikalarına, yüksek faiz oranlarına ve işletmelerin artan finansal risk yapılarına bağlı olarak arttığı gözlenmektedir²². Finansal başarısızlık, işletmenin nakit akışlarının işletme borçlarını zamanında ve sözleşmelerde belirtildiği şekilde ödemeye yetmemesidir. Finansal başarısızlık teknik iflâs ve iflâs şeklinde ortaya çıkar. Teknik iflâs işletmenin vadesi gelen borçlarını ödeyememesi, ancak işletme varlıklarının genel olarak borçları ödemeye yetmesi durumudur. İflâs ise işletme borçlarının işletme varlıkları ile karşılanamadığı durumu göstermektedir²³.

Bir işletmenin yaklaşan finansal başarısızlık durumu ya da iflâsı, bu işletmenin finansal durumunun neredeyse her boyutunda fark edilmektedir²⁴. Finansal başarısızlık göstergelerinde ilk aşama; yönetimde süratli değişim, önemli müşterilerin kaybı, faaliyet zararları, nakit giriş ile çıkışları arasındaki olumsuz fark, alacakların tahsil kabiliyetinde düşme ile kendisini gösterir. İkinci aşamada; faaliyet zararlarının kalıcı hale gelmesi, borç ödemelerinde vadenin uzatımı ve yeniden yapılandırma talepleri, borç sözleşmelerinin ihlâli, tedarikçi ilişkilerinde sorunlar ön plana çıkmaktadır. Son aşamada ise, faaliyetler kâr getirmez hale gelir, nakit açıkları büyür, borç

¹⁹ Sun, Li, Huang et al., p. 43.

²⁰ Ceyda Yerdelen **Kaygın**, Alper Tazegül ve Hakan Yazarkan, “İşletmelerin Finansal Başarılı ve Başarısız Olma Durumlarının Veri Madenciliği ve Lojistik Regresyon Analizi İle Tahmin Edilebilirliği”, *Ege Akademik Bakış*, Cilt 16, Sayı 1, 2016, s. 147.

²¹ Emre **Yakut** ve Bekir **Elmas**, “İşletmelerin Finansal Başarısızlığının Veri Madenciliği ve Diskriminant Analizi Modelleri İle Tahmin Edilmesi”, *Afyon Kocatepe Üniversitesi, İİBF Dergisi*, Cilt 15, Sayı 1, 2013, s. 237.

²² Göktuğ Cenk **Akkaya**, Erhan Demireli ve Ümit Hüseyin Yakut, “İşletmelerde Finansal Başarısızlık Tahminlemesi: Yapay Sinir Ağları Modeli İMKB Üzerine Bir Uygulama”, *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, Cilt 10, Sayı 2, 2009, s. 190.

²³ Sayılğan, Ece, s. 50.

²⁴ Pompe and Bilderbeek, p. 848.

sözleşmelerinin ihlâli devamlılık arzeder, alacakların tahsili zorlaşır ve nihayet nitelikli çalışanların istifaları artar²⁵.

1.1. Finansal Başarısızlığın Nedenleri

İşletmeleri finansal başarısızlığa sürükleyen sorunların birçok nedeni vardır ve bu nedenler kolayca tespit edilebilmektedir. Bu nedenlerin çoğu zamanla öngörülebilir ve finansal sıkıntıya düşme olasılığı potansiyel olarak önlenabilir. Bu nedenle, iflâs modelleri tasarlanırken finansal tabloların ana bilgi kaynağı olduğu düşünülmektedir²⁶.

Kurulan işletmelerin %50'sinden daha azı 4 yıldan fazla süre faaliyet göstermektedir²⁷. Literatüre göre bir şirketin iflâsında hiçbir neden %100 sorumlu değildir. Firmaların başarısızlığı, başarısızlığa neden olan tüm faktörlerin bir sonucudur. Şirket iflâs nedenlerinin sınıflandırmasını inceleyen literatürde fikir birliği bulunmaktadır²⁸. İşletme başarısızlığına neden olan faktörler içsel ve dışsal olmak üzere ikiye ayrılmaktadır. İçsel nedenler yönetimden kaynaklanmakta ve yönetimin etkide bulunabileceği faktörlerdir. Dışsal nedenler ise yönetimin üzerinde etkide bulunamayacağı ve yönetimin denetiminden uzak olan faktörlerdir²⁹.

1.1.1. Finansal Başarısızlığın İçsel Nedenleri

İşletmelerin finansal sıkıntısı, finansal başarısızlığı ve iflâsı konusunda mikro ekonomistlerin büyük bir ilgisi olmasına rağmen makro ekonomistler bu konuya çok ilgi göstermezler. İflâs öngörü modellerinin çoğu yalnızca mikroekonomi bilgisini içerirken bazı çalışmalarda makroekonomik göstergelerde kullanılmaktadır³⁰. Makroekonomik değişkenleri modele dâhil eden Nouri and Soltani'nin (2016) yürüttüğü çalışmada, makroekonomik değişkenler ile finansal başarısızlık arasında anlamlı bir ilişki bulunmadığı belirtilmiştir³¹. Sami (2013) çalışmasında, birçok makro ekonomik

²⁵ Melike Kurtaran Çelik, "Finansal Başarısızlık Tahmin Modellerinin İMKB'deki Firmalar İçin Karşılaştırmalı Analizi", Karadeniz Teknik Üniversitesi SBE, Trabzon 2009 (Yayımlanmamış Doktora Tezi), s. 2.

²⁶ Philippe Du Jardin, "Bankruptcy Prediction Models: How to Choose The Most Relevant Variables", *Bankers, Markets and Investors*, No. 98 January-February, 2009, p. 41.

²⁷ Tomasz Korol and Adrian Korodi, "Predicting Bankruptcy with the Use of Macroeconomic Variables", *Financial Economics*, No. 1, 2010, p. 3.

²⁸ Korol and Korodi, p. 2.

²⁹ Ceylan ve Korkmaz, s. 379.

³⁰ Korol and Korodi, p. 3.

³¹ Bagher Asgarnezhad Nouri and Milad Soltani, Designing A Bankruptcy Prediction Model Based On

değişkenin başarısızlıkla doğrudan ilişkili olduğunu ve makro ekonomik değişkenlerin finansal başarısızlığın öngörülmesinde etkili olduğunu belirtmiştir³².

1.1.1.1. Genel Yönetim Yetersizliği

Finansal başarısızlığın en önemli içsel nedenlerinden biri yönetimin yetersizliğidir. Bazı araştırma sonuçları işletme başarısızlıklarının tek nedeninin ülke ekonomisinin olmadığını, en büyük neden olarak şirket yönetiminin olduğunu göstermektedir³³. Yönetim, doğru olanı yapma konusunda her zaman yeterli tecrübe ve bilgiye sahip olmayabilir. Yani, şirketlerde yöneticiler tarafından yapılan yanlış yatırım kararları finansal sıkıntıya neden olabilir³⁴. Burada yöneticilerin görevlerini kötüye kullanmaları, liderin ölümü, dolandırıcılık, bilgi ve yönetim sorunları, fiyat ve stokların yetersiz olması, yetersiz organizasyon, yaşanan felaketler ve davalar genel yönetim yetersizliğine örnek olarak sayılabilir³⁵. İşletmeleri başarısızlığa sürükleyen finansal olmayan nedenlerin en önemlileri arasında firma yöneticilerinin bilgi ve tecrübe eksikliğinden kaynaklı kötü yönetim, işletme içi çatışmalar, koordinasyonsuzluk, yeni ürünler geliştirip yeni pazarlara açılmama sayılabilir³⁶.

1.1.1.2. Çalışma Sermayesinin ve Nakit Akımının Yetersizliği

Finansal başarısızlık sürecinde, satışlarda azalma, nakit akımlarında düzensizliklerin yaşanması, giderlerin gelirlere göre orantısız artması, ödemelerde gecikmeler yaşanması, banka cari hesaplarında bozulmaların meydana gelmesi, müşteri ve satıcı ilişkilerinde sıkıntılar yaşanması, faaliyetlerin azalması, üretim ve siparişlerde aksamaların olması gibi durumlar yaşanabilmektedir³⁷. İşletmelerde finansal başarısızlığa neden olabilecek işletme içi nedenler arasında yetersiz sermaye, sermaye maliyetinin artması, ödemelerin gecikmesi, kredinin reddedilmesi gibi nedenler

Account, Market and Macroeconomic Variables (Case Study: Cyprus Stock Exchange), *Iranian Journal of Management Studies*, Vol. 9, Issue 1, January 2016, p. 125.

³² Ben Jabeur **Sami**, "Corporate Failure: A Non Parametric Method", *International Journal of Finance and Banking Studies*, Vol. 2, Issue 3, 2013, p. 103.

³³ Serkan **Terzi**, "Finansal Rasyolar Yardımıyla Finansal Başarısızlık Tahmini: Gıda Sektöründe Ampirik Bir Araştırma", *Çukurova Üniversitesi İİBF Dergisi*, Cilt.15, Sayı.1, 2011, s. 2.

³⁴ Ching-Hsue **Cheng** and Chia-Pang **Chan**, "An Attribute Selection Based Classifier to Predict Financial Distress", 12th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, 2016, p. 1119.

³⁵ Jardin, "Bankruptcy Prediction Models: How to Choose the Most Relevant Variables", p. 40.

³⁶ Ural, Gürarda ve Önemli, s. 87.

³⁷ Kılıç ve Seyrek, s. 4.

sayılabilir³⁸. Başarısız olan işletmelerde faaliyet veya kârlılığın azalması sonucu likidite eksikliği nedeniyle taahhütlerini yerine getiremedikleri ortaya çıkmaktadır. İşletme sermayesine olan gereksinimin artmasının, başarısızlığın finansal belirleyicisi olduğu belirtilebilir³⁹. Ni vd. (2014) çalışmalarında likidite problemi olan ve kârda bir düşüş yaşayan firmaların iflâs başvurusunda bulunma ihtimalinin daha yüksek olduğu sonucuna ulaşmışlardır⁴⁰.

1.1.1.3. Aşırı Borçlanma

İçsel başarısızlık nedenlerinin başında yetersiz işletme sermayesi, işletmenin aşırı derecede kısa vadeli borç yükümlülüğü altına girmesi ve bütçelerin kontrolündeki yetersizlik sayılabilir⁴¹. Birçok girişimci, şirketi yönetmek için yeterli fonu bulamayabilir; bu nedenle, nakit akışlarını tamamlamak için dış kaynaklara güvenmek zorundadırlar. Yatırımcıların ve bankaların paralarının verimli bir şekilde kullanılacağına inandıkları durumda finansman daha kolay elde edilebilir⁴². Finansal açıdan güvenilir borçlulara tahsis edilebilecek kredilerde daima düşük faiz oranları uygulanabilirken, yüksek riskli borçlulara her zaman çok yüksek bir faiz uygulanır veya finansman sağlanması reddedilebilmektedir. Dolayısıyla bilgi, bireysel risk profillerini değerlendirmek için temel bir rol oynamaktadır⁴³.

Jabeur (2017) çalışmasında bir şirketin finansal durumunun borç seviyesine bağlı olduğunu göstermiştir. Borç seviyesiyle ilgili faktörler, başarısızlıktan bir, iki ve üç yıl önce şirketlerin mali durumları üzerinde olumsuz etkilere sahip olmaktadır. Ekonomik kırılganlığı, sermaye düşüklüğünden kaynaklanan firmalar, finansal piyasalarda fon bulmak için uğraşmaktadırlar. Bu likidite eksikliği borç kullanımı ile çözülebilmektedir⁴⁴.

³⁸ Jardin, “Bankruptcy Prediction Models: How to Choose the Most Relevant Variables”, p. 40.

³⁹ Sami Ben **Jabeur**, “Bankruptcy Prediction Using Partial Least Squares Logistic Regression”, *Journal of Retailing and Consumer Services*, Vol. 36, 2017, p. 201.

⁴⁰ Jinlan Ni, Wikil Kwak, Xiaoyan Cheng et al. “The Determinants of Bankruptcy for Chinese Firms”, *Review of Pacific Basin Financial Markets and Policies*, Vol. 17, No. 2, 2014, p. 7.

⁴¹ Ural vd., s. 87.

⁴² Gordini, p. 6443.

⁴³ Mario Hernández Tinoco, “Financial Distress and Bankruptcy Prediction using Accounting, Market and Macroeconomic Variables”, Leeds University Business School Accounting and Finance Division, Leeds 2013 (Unpublished Doctoral Thesis), p. 46.

⁴⁴ Jabeur, p. 200.

1.1.1.4. Diğer Nedenler

İşletmelerde yapılacak yatırım sırasında, kuruluş yerinin yanlış seçimi, yüksek maliyetli yatırım teknolojisinin seçilmesi, kullanılacak işgücü, hammadde gibi unsurların seçiminde hatalar, yanlış üretim yöntemlerinin seçimi gibi nedenler işletme içi finansal başarısızlık nedenleri olarak belirtilebilir⁴⁵. Kriz dönemlerinde piyasaların daralması ve maliyetlerin yükselmesi işletmeler için önemli bir sorundur. Üretim maliyetlerindeki yükselmeden dolayı işletmeler maliyetleri azaltmak için işgören çıkarma yoluna giderler. Ayrıca bu dönemde piyasa daraldığı için ürünlerin satılması zorlaşmaktadır. Talep daralması işletmelerin üretimlerini kısmalarına neden olur⁴⁶. Bir tedarikçinin ani kaybı, büyük projelerin başarısızlıkları, yetersiz üretim süreci işletme başarısızlığının diğer nedenleri olarak sayılabilir⁴⁷.

1.1.2. Finansal Başarısızlığın Dışsal Nedenleri

Finansal başarısızlığın dışsal etkenleri arasında ekonominin büyüme oranı, ekonomik kriz veya durgunluk hali, enflasyon, yüksek faiz oranı, döviz kuru, sıkı para politikaları, tercihlerin, tutumların ve tüketici davranışlarının değişmesi gibi etkenler sayılabilir⁴⁸. İşletmeler bu faktörleri etkileyemez fakat bu faktörler işletmelerin ödeme yeteneği, likidite gibi finansal durumunu etkileyebilir. Ülkedeki ekonomik durgunluk gibi hemen hemen tüm şirketleri aynı yönde etkileyen dışsal olaylar, döviz kurundaki değişiklik gibi yalnızca belirli firmaları etkileyen dış olaylar ve farklı şirketleri farklı yönde etkileyen olaylar vardır⁴⁹.

1.1.2.1. Makroekonomik Faktörler

Hükümet yetkililerinin para ve döviz kuru politikaları, vergi politikası, merkezi otoritenin ücret politikası, enflasyon, ülkenin genel ekonomik durumu ile ilgili durumları içeren dışsal nedenlerdir. Döviz kuru, ürünlerini ihraç eden veya üretim için hammadde ithal eden şirketler için özellikle önemlidir. Faiz oranları, şirketlerin finansal

⁴⁵ Dicle Taşpınar Cengiz, Münevver Turanlı, Seda Bağdatlı Kalkan vd., “Türkiyedeki İşletmelerin Finansal Başarısızlığının Faktör Analizi ve Diskriminant Analizi ile İncelenmesi”, *Ekonometri ve İstatistik*, Sayı 23, 2015, s. 66.

⁴⁶ Sami Karacan ve Mustafa Savcı, “Kriz Dönemlerinde İşletmelerin Mali Başarısızlık Nedenleri”, *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, Sayı 21, 2011s. 41.

⁴⁷ Jardin, “Bankruptcy Prediction Models: How to Choose the Most Relevant Variables”, p. 40.

⁴⁸ Yakut ve Elmas, s. 238.

⁴⁹ Korol and Korodi, p. 2.

maliyetlerinin artması ve finansal kaldıraç etkisinin artması üzerinde olumsuz bir etkiye sahiptir. İflâs riski altındaki şirketler daha yüksek bir faiz oranı ile satıcı kredisi kullanmak durumunda kalabilmektedirler. Bu durum, iflâs riskinin artmasını etkilemektedir⁵⁰.

1.1.2.2. Hukuki, Politik Durum ve Sosyal Etkenler

İşletmelerin kuruluş işlemleri, borç ve alacak ilişkileri, personel, yöneticiler, tüketiciler ve devlet ile olan ilişkiler yasalar ile sınırlanmıştır ve işletmeler bu yasal düzenlemelere uyma yükümlülüğündedir. İşletmeler, ülke içinde ve dışında olası müşterilerin ihtiyaçlarını ve tercihlerini göz önünde bulundurarak gelecek için talep tahminleri oluşturabilir gerekli değişiklik ve düzenlemeleri yapabilirler⁵¹.

1.1.2.3. Rekabet Ortamı

İşletme başarısızlığının önemli dış nedenlerinden biri rekabet ortamındaki işletme aleyhine olan gelişmelerdir. Bunlar; pazar sorunları, pazar payı kaybı, yetersiz ürünler olarak sayılabilir⁵². Rekabetçi piyasada artan belirsizlik ortamı ürünün geliştirilmesi için sürekli yatırımlara ihtiyaç duyulduğunu ortaya koymaktadır. Bazı işletmeler bunları revize edemedikleri için başarısız olabilmektedir⁵³.

1.2. Finansal Başarısızlığa Karşı Alınabilecek Önlemler

Finansal sıkıntı kavramının herkes tarafından üzerinde uzlaşılan bir tanımı olmaması nedeniyle, çalışmalar genellikle iflâs tahmin modelleri ile ilgilidir. Finansal sıkıntı, iflâsla ilgili olmakla birlikte bazı yönlerden iflâstan ayrılmaktadır. İflâsın, finansal sıkıntının son aşaması olduğu dikkate alındığında iflâs tahmin sonuçlarının yöneticilere finansal sıkıntının önlenmesine yönelik yeterli süreyi sağlayamama riski bulunmaktadır. Birbirleri ile yakından ilgili finansal sıkıntı ve iflâsın bazı yönlerden

⁵⁰ Korol and Korodi, p. 4.

⁵¹ Seval **Selimoğlu**, Abdullah **Orhan**, “Finansal Başarısızlığın Oran Analizi ve Diskriminant Analizi Kullanılarak Ölçümlenmesi: BİST’de İşlem Gören Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri İşletmeleri Üzerine Bir Araştırma, *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, Nisan 2015, s. 27.

⁵² Jardin, “Bankruptcy Prediction Models: How to Choose the Most Relevant Variables”, p. 40.

⁵³ Fabio **Sartori**, Alice Mazzucchelli and Angelo Di Gregorio, “Bankruptcy Forecasting Using Case-Based Reasoning: The Creperie Approach”, *Expert Systems With Applications*, Vol. 64, 2016, p. 400.

farklılaşması, tahmin modellerinde farklı yöntemlerin uygulanması gerektiğini ortaya koymaktadır⁵⁴.

1.2.1. Sermaye Yapısının Yeniden Düzenlenmesi

İşletmeler finansal yeniden yapılandırmada aktiflerini artırmak, özsermayeyle finansmana ağırlık vermek, borçla finansmanı azaltma yoluna gitmek, özsermayeyle finansman için işletme içi kaynaklar yerine hisse senedi arz ederek işletme dışı kaynaklara yönelmek gibi finansal yeniden yapılanma yöntemlerini kullanabilirler⁵⁵. İşletmenin sermaye yapısı, özsermayeyi artıracak ve/veya işletmenin sabit yüklerini azaltacak şekilde yeniden düzenlenebilir. Sermayenin yeniden yapılandırılmasına yönelik önlemler⁵⁶:

- Borçlara karşılık sermayeye iştirak payı verilmesi,
- Tahvillere karşılık olmak üzere pay senedi verilmesi,
- Firmaya yeni ortaklar alınması,
- Sabit faiz yükü getiren tahvillerin kâra iştirakli tahvillerle değiştirilmesi,
- Tahvil faizlerinin indirilmesi,
- İmtiyazlı pay senedi yerine adi pay senedi verilmesi,
- Anonim şirketlerde pay senetlerinin nominal değerlerinin düşürülmesi şeklinde sıralanabilmektedir.

1.2.2. Firmanın Alacaklı Temsilcilerinden Oluşan Bir Komite Tarafından Yönetilmesi

Firma ile alacaklılar arasında yapılan bir anlaşma ile firmanın yönetimi alacaklıların temsilcilerinden oluşan bir komiteye bırakılabilmektedir. İlgili komite firmanın mali durumu düzelinceye kadar yönetimi elinde tutar ya da işletmenin kurtarılması ihtimali yoksa tasfiye için gerekli önlemleri alır⁵⁷.

⁵⁴ İhsan **Kulalı**, “Muhasebe Temelli Tahmin Modelleri Işığında, Finansal Sıkıntı ve İflâsın Karşılaştırılması”, *Sosyoekonomi*, 2014-2, s. 153.

⁵⁵ Merve **Tuncay**, “İşletmelerde Mali Kriz Sonrası Yeniden Yapılanma”, *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, Temmuz 2011, ss. 115-116.

⁵⁶ Öztin **Akgüç**, *Finansal Yönetim*, Avcıol Yayını, 9. Baskı, İstanbul 1997, ss. 951-953.

⁵⁷ Akgüç, s. 951.

1.2.3. Varlıkların Yeniden Değerlenmesi

Varlıkların yeniden değerlendirilmesiyle, değer artışı birikmiş zararların kapatılmasında kullanılabilir. Fakat bu çözüm firmaya yeni kaynak sağlamamakla beraber firmanın bilançosuna yeni kaynaklar bulmayı kolaylaştıracak bir görünüm kazandırmasında avantaj sağlayabilir⁵⁸.

1.2.4. Borçların Yapılandırılması, Borç Vadesinin Uzatılması

Borçlarını ödeyemeyen bir kuruluş, alacaklılarıyla “özel ödeme planı” olarak bilinen resmi olmayan bir anlaşma yapmaya çalışabilir. Bu özel ödeme planı ödemelerin geciktirilmesi için alacaklılarla anlaşma yapılması şeklinde olabileceği gibi borçların bir kısmından kurtulma karşılığında alacaklılara kısmi ödeme yapılacağına yönelik pazarlıkları da içerebilmektedir. Yeniden yapılanma planı alacaklılar tarafından kabul edildiği ve mahkeme tarafından da onaylandığı takdirde yürürlüğe girer. Kabul için alacaklı grubun çoğunluğunun onayı gerekmektedir⁵⁹.

1.2.5. Alacaklıların Alacak Tutarlarının Bir Kısmından Vazgeçmesi

Alacaklıların alacak tutarının bir kısmından vazgeçmelerinin sağlanması ile işletme finansal sıkıntıyı azaltmış olur. Borçlu işletmenin borçlarının bir bölümünü ödemesi ile alacaklılara sulh yoluyla alacaklarından vazgeçmeleri önerilebilir. Alacaklıların yasal yollara başvurarak işletmenin iflâsına gidildiğinde işletmenin varlıklarının daha düşük bedelle satışa çıkarılacağı ve belki de borçlunun teklif ettiği kısmi ödeme miktarından daha az miktarın ellerine geçmesi olası bir durumdur. Alacağın belli bir kısmı tahsil edilip geri kalanından vazgeçildiğinde, ülkemizde sulh yolu ile vazgeçilen alacaklar alacaklı yönünden değersiz alacak halini aldığından zarar yazılabilmekte ve vergi matrahından indirilerek vergi avantajı sağlanmaktadır⁶⁰.

1.2.6. Varlıkların Nakde Çevrilmesi veya Maddi Duran Varlıkların Satılarak Uzun Süreli Olarak Kiralanması

İşletme, maddi duran varlıklarını satarak kaynak sağlamanın yanı sıra, sattığı maddi duran varlıkların kiralanması ile faaliyetlerini eskisi gibi sürdürme olanağı

⁵⁸ Akgüç, s. 954.

⁵⁹ Richard A. Brealey, Steward C. Myers, Alan J. Marcus, *İşletme Finansının Temelleri* (Çev. Ünal Bozkurt, Türkân Arıkan, Hatice Doğukanlı), MC Graw Hill ve Literatür Yayınları, İstanbul 2007, ss. 590-591.

⁶⁰ Akgüç, ss. 950-951.

kazanabilmektedir. Mali duran varlıkların kısmen veya tamamen paraya çevrilmesi mali yapıyı güçlendirecek bir önlemdir⁶¹. Finansal kiralama; bir varlığın kullanma hakkının, belirlenen süre içerisinde, kiraya verenden kiracıya geçmesidir. Finansal kiralama sözleşmesi ile kiracı, kiralanan varlığın belirli süre veya varlığın ömrü boyunca kullanma hakkına sahip olmaktadır⁶².

1.2.7. İflâsın Ertelemesi ve Konkordato

İflâs, beyan talebiyle başlatılan ve kurumsal yeniden yapılanmanın yasal bir durumunu tanımlamaktadır. Finansal sıkıntı denilince genellikle finansal yükümlülükleri tam olarak yerine getirmede güçlüklerle karşılaşan veya yetersiz likiditeden zarar gören bir işletmenin durumu anlaşılmaktadır⁶³. Bazen iflâs, oluşabilecek daha fazla kaybı önlediği için ilgili taraflarca arzu edilmektedir. Bununla birlikte gönüllü tasfiye veya erken bir tarihte kayıpların giderilmesine yönelik başka bir yöntemin uygulanması hem işletme açısından hem de işletme ile ilgili taraflar açısından daha doğru olabilecektir⁶⁴. Bu durumdaki işletmeler için iflâs kararı verildiği takdirde söz konusu işletmeler ticari hayattan silinmektedirler. Söz konusu işletmelerde olası iyileşme umudu, işletme yöneticileri-ortakları tarafından kanıtlanabilirse, işletmeye bir şans daha verilmesi, yani iflâsının ertelenmesi hem işletmenin kendisi için hem de ülke menfaatleri için son derece önemli olmaktadır⁶⁵. İflâsın ertelenmesi, Türk Ticaret Kanunu'nun 376-377. Maddeleri ile İcra İflâs Kanunu'nun 179. Maddesinde düzenlenmiştir. Erteleme “borca batık” sermaye şirketinin sunacağı “iyileştirme projesinin” mahkeme tarafından inandırıcı bulunması durumunda, kayyum yönetiminde finansal durumunun düzeltilerek işletmenin iflâstan kurtarılması için geliştirilmiş bir yasal çözüm sürecidir⁶⁶.

⁶¹ Akgüç, s. 954.

⁶² Derviş **Boztosun** ve Semra **Aksoylu**, “İflâs Erteleme Sürecindeki İşletmelerde Finansal Kiralamaya Konu Varlıkların Yönetimi”, *Niğde Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, Cilt 9, Sayı 1, 2016, s. 18.

⁶³ Martin **Bod'a** and Vladimír **Úradníček**, “The Portability of Altman’s Z-Score Model To Predicting Corporate Financial Distress of Slovak Companies”, *Technological and Economic Development of Economy*, Vol. 22, Issue 4, 2016, p. 539.

⁶⁴ Paul A. **Meyer** and Howard W. **Pifer**, “Prediction of Bank Failures”, *The Journal of Finance*, Vol. 25, Issue 4, September 1970, p. 853.

⁶⁵ Boztosun ve Aksoylu, s. 15

⁶⁶ Sayılğan ve Ece, s. 47.

Konkordato; işleri yolunda gitmeyen, mali durumu bozulmuş işletmeden alacaklı olanların alacaklarının bir kısmından vazgeçmesi için kabul edilmiş yasal bir önlemdir⁶⁷. Konkordatonun kabul edilebilmesi için, icra tetkik mercinin öneriyi kabul etmesi, ticaret mahkemesinin onayı ile borçlu işletme, yargı organına başvurarak borcun en az %50 sinin ödenmesi taahhüdünü vermesi ve alacaklıların 2/3'ünün onayı gerekmektedir.⁶⁸.

1.2.8. İşletmenin Birleşmesi, Bazı İşletmelerin Tamamen veya Kısmen Katılması

TTK 136. Maddesinde şirketlerin birleşmesi yeni kuruluş şeklinde birleşme ve katılma (devralma) yoluyla birleşme olarak iki başlık altında toplanmıştır. İki veya daha fazla şirketin birbirleriyle birleşerek yeni bir ticaret şirketi kurmalarına yeni kuruluş şeklinde birleşme veya tam birleşme denir. Yeni kuruluş şeklinde birleşmede birleşen işletmeler yeni bir şirket bünyesinde birleşmekte ve birleşen şirketler hukuki olarak sona ermektedir. Katılma, bir ya da daha fazla ticaret şirketinin hükmi şahsiyetini sona erdirdikten sonra aktif ve pasiflerini diğer bir ticaret şirketinin aktif ve pasifleriyle birleştirerek o şirkete katılmaları olarak tanımlanabilir. Bu tip birleşmelere aynı zamanda devralma da denilmektedir⁶⁹. Finansal başarısızlık kriteri olarak yalnızca iflâsın alınması, bir işletmenin faaliyet alanının azaltılması, tüm varlıkların tasfiye edilmesi veya birleşme anlaşmaları yapılması gibi bir şirketin sahip olduğu diğer seçeneklerin ihmâl edilmesi anlamına gelmektedir⁷⁰. Bazı araştırmacılar finansal sıkıntıyı birleşme, tasfiye veya şirketteki önemli yapısal değişiklikler olarak tanımlamaktadır⁷¹. Mali durumu bozulmuş işletmenin diğer işletmelerle birleşmesi, diğer işletmelere katılması veya birden fazla işletmesi varsa bunların tamamını veya belirli bir kısmını satması sonucu elde edilen kaynaklarla işletmelerin mali durumu düzeltilebilir⁷².

⁶⁷ Akgüç, s. 955.

⁶⁸ Ceylan ve Korkmaz, s. 381.

⁶⁹ Barış Aksoy, “Şirket Birleşmelerinde Birleşme Öncesi ve Sonrası Performans İlişkisi, Gaziosmanpaşa Üniversitesi, SBE, Tokat 2014 (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi), ss. 62-65.

⁷⁰ Geng et al., p. 236.

⁷¹ Muller et al., p. 22.

⁷² Akgüç, s. 956.

1.2.9. İflâs ve Tasfiye

Şirket başarısızlığına ilişkin işaretler, fiili iflâsın gerçekleşmesinden çok önce belli olabilmektedir. Ekonomik ve mali zorluklar bazı durumlarda firmaları başarısızlığa itebilir. Bu zorluklar genellikle aniden oluşmaz. Bir firmanın iflâsı ilan edilmeden önce, işletmede sıkıntı arttıkça borçların ödenmemesi, likidite kıtlığı vs. gibi maddi güçlüklerle karşı karşıya kalınır⁷³. İflâs, işletmenin finansal sıkıntısıyla başlayan ve finansal başarısızlığın son evresi olarak mahkemede karara bağlanan bir süreçtir⁷⁴. Firmaların, teknik açıdan borcunu ödeme güçsüzlüğü kolaylıkla tespit edilmesine rağmen, iflâsta borç ödeme güçsüzlüğünün tespit edilmesi için aktiflerin tasfiyesinin tamamlanması sonucu firma aktiflerinin gerçek değerinin bulunması gerekmektedir⁷⁵.

İflâs, tüm ülkelerin ekonomik refahını etkileyen, dünya çapında önemli bir sorundur. İflâs eden firmalarla ilişkili çeşitli gruplara yüklenen yüksek düzeyde sosyal maliyetler, iflâs öngörü modelleri ile ilgili araştırmalara daha iyi tahmin yeteneği vermeye başlamıştır⁷⁶. TTK. 529'daki anonim şirketin iflâsına karar verilmesi ortaklığın kendiliğinden sona erme hallerinden biri olarak belirtilmektedir⁷⁷. Anonim ortaklığın TTK. 529-531 düzenlemeleri çerçevesinde sona ermesinin en önemli hüküm ve sonucu ortaklığın tasfiye aşamasına girmesidir. Tasfiye, söz konusu ortaklığın tamamen ortadan kaldırılması sürecinde devam eden işleri sona erdirmeye, malvarlığını paraya çevirmeye, yükümlülükleri ifa etmeye, çıkabilecek tasfiye bakiyesini ortaklara dağıtmayı amaç edinen bir işlemdir⁷⁸.

1.3. Finansal Başarısızlık Tahminlemesinin Önemi

İşletmelerde finansal başarısızlığı öngörmek, işletme ile ilgili doğru kararlar verme konusundaki önemi nedeniyle gerek akademik çevrede gerekse yönetim biliminde güncelliğini koruyan bir konudur. İşletmenin finansal başarısızlığa uğramasından ya da iflâsından yalnızca işletmeler değil finansal kurumlar, denetçiler, danışmanlar, politika yapıcılar veya müşteriler olumsuz şekilde etkilendiğinden tahmin

⁷³ Sami Ben **Jabeur** and Youssef **Fahmi**, "Forecasting Financial Distress for French Firms: A Comparative Study", *Empir Econ*, 2017, p. 197.

⁷⁴ Akkaya vd., s. 190.

⁷⁵ Çelik, s. 5.

⁷⁶ Hossein **Etemadi**, Ali Asghar Anvary Rostamy and Hassan Farajzadeh Dehkordi, "A Genetic Programming Model For Bankruptcy Prediction: Empirical Evidence From Iran", *Expert Systems with Applications*, No. 36, 2009, p. 3206.

⁷⁷ Fatih **Bilgili**, Ertan **Demirkapı**, *Şirketler Hukuku Dersleri*, Dora Yayınları, Bursa 2013, s. 322.

⁷⁸ Oruç Hami **Şener**, *Teorik ve Uygulamalı Ortaklıklar Hukuku*, Seçkin Yayını, İzmir 2012, s. 603.

modelinin doğruluğu, işletme başarısızlığı tahmininde çok önemlidir⁷⁹. Bir işletmenin başarısız olması domino etkisi ile başka işletmelere de sirayet edebileceğinden finansal başarısızlığı erken tespit edebilecek modeller, ekonomik istikrarın oluşmasına yardımcı olabilecek ve son küresel finansal krizde görülenlere benzer maliyetin bulaşıcı etkilerini azaltacaktır⁸⁰. Finansal sıkıntı öngörü modelleri işletmelerin finansal sıkıntı, finansal başarısızlık veya iflâstan kaçınmak için uygun değişiklikler yapmasına ve finansal başarısızlığının maliyetlerini azaltmasına yardımcı olabilir⁸¹.

İşletmenin faaliyetlerinin durmasına neden olan sonuçlardan farklı şekilde etkilenen (yatırımcılar, borç verenler ve tedarikçiler, müşteriler, çalışanlar, yöneticiler ya da denetçiler) farklı taraflar bulunmaktadır. Tüm bu gruplar, herhangi bir tahmin modelinin potansiyel kullanıcılarıdır ve firma başarısızlığı, bu farklı taraflar üzerinde farklı etkiler doğurduğundan, her grup işletme başarısızlığını tahmin etmek için modelden kendilerine göre farklı bir kullanılabilirlik beklemektedir⁸².

1.3.1. Yatırımcılar Yönünden Önemi

Menkul kıymetler borsasının gelişimi ile birlikte yatırımcıların finansman faaliyetlerine olan ilgisinin artması menkul kıymet borsalarının önemini artırmıştır. Bu gibi durumlarda, borsanın sürdürülebilir kalkınmasına yönelik ilk adım yatırımcıları desteklemektir⁸³. Yatırımcıların bakış açısından işletme başarısızlığına bakıldığında, şirket tasfiye edildikten sonra pay senetlerinin değişimi için artık bir platform bulunmadığından, hisse senetleri değersiz hale gelmektedir. Tasfiye haline giren bir firma genel olarak belli bir süre faaliyetine devam edebilmekte diğer taraftan hissedarlar arasında yatırımlarını kaybetmiş durumda olabilmektedirler⁸⁴.

İşletme borsaya kayıtlı ise, yatırımcılar listelenen şirketlerin kârlılık durumları hakkında bilgi alabilir ve yatırım stratejilerini, yatırımla ilgili beklenen kayıpları

⁷⁹ Esteban Alfaro, Noelia García, Matías Gámez et al. "Bankruptcy Forecasting: An Empirical Comparison of Adaboost and Neural Networks", *Decision Support Systems*, No. 45, 2008, p. 110.

⁸⁰ Gepp and Kumar, "Predicting Financial Distress: A Comparison of Survival Analysis and Decision Tree Techniques", p. 397.

⁸¹ Adrian Gepp and Kuldeep Kumar, "Predicting Financial Distress: A Comparison of Survival Analysis and Decision Tree Techniques", *Procedia Computer Science*, No. 54, 2015, p. 396.

⁸² Ana García-Gallego and Maria-Jesus Mures-Quintana, "Business Failure Prediction Models: Finding The Connection Between Their Results and The Sampling Method", *Preparation of Electronic Manuscripts for Publication*, Issue 3, 2012 p. 159.

⁸³ Nouri and Soltani, p. 125.

⁸⁴ Ying Wang and Michael Campbell, "Business Failure Prediction for Publicly Listed Companies in China", *Journal of Business and Management*, Vol. 16, Issue 1, 2010, p. 78.

azaltmak için portföyde gerekli ayarlamaları yapabilirler⁸⁵. İşletmelerin yaşadıkları finansal sıkıntı ve başarısızlığın sonucunda yatırımcıların ellerindeki pay senetlerini, futures sözleşmelerini, opsiyon sözleşmelerini satmaları ve kredi veren kişilerin, satıcıların alacaklarını tahsil etmeleri için geç kalınmış olabilir⁸⁶. Özellikle borsa şirketlerinin finansal başarısızlığa uğraması, yalnızca ilgili işletmelerin ve işletmedeki personelin çıkarlarını tehdit etmekle kalmaz, aynı zamanda yatırımcıları önemli finansal kayıplara da uğratar⁸⁷.

1.3.2. Finansal Kurumlar, Tedarikçiler ve Diğer Alacaklılar Yönünden Önemi

İşletmelerde meydana gelen finansal başarısızlık sonucunda oluşan kredi kaybı durumunda, bankacılık kurumlarında çok yüksek bir maliyet meydana gelmektedir⁸⁸. Bu nedenle bankalar, kredi kuruluşları gibi finansal organizasyonlar, ilgilendikleri şirketler için bu tahminlere ihtiyaç duymaktadır⁸⁹. Finansal sıkıntıya yol açan faktörlerin oluşması, yatırımcıların riskli firmalara yatırım yapmamasına neden olmaktadır. Alacaklılar firmanın mali durumunu doğru bir şekilde değerlendirerek sermaye kaybından ve karşı taraf riskiyle ilgili maliyetlerden kaçınmak için yaklaşmakta olan mali sıkıntının belirtilerine dikkat etmelidir⁹⁰.

İşletmelerin mali sıkıntısı bankacılık sektörü riskini artırmaktadır. İşletmeler mali sıkıntı nedeniyle banka kredisini ödeyemediğinde, bankalara olan kötü borçlar artacak ve bu da tüm finansal sisteme büyük sıkıntılar getirecektir. Böyle bir durumda, işletmelerin risk yönetimini geliştirmesine ve bankaların bilimsel kredi kararı vermesine yardımcı olabilecek etkin bir finansal başarısızlık tahmin sistemine ihtiyaç duyulmaktadır⁹¹. Bu nedenle birçok banka, kredilerden doğan alacaklarının geri ödenme riskini değerlendirmek için bazı modeller geliştirmiştir. Bu modeller, ilgili işletmeye kredi verip vermeme, verilecekse hangi şartlarda olacağına karar vermelerine

⁸⁵ R. Geng, I. Bose and Xi Chen; "Prediction of Financial Distress: An Empirical Study of Listed Chinese Companies Using Data Mining", *European Journal of Operational Research*, No. 241, p.236.

⁸⁶ Chen, "Predicting Corporate Financial Distress Based on Integration of Decision Tree Classification And Logistic Regression", p.11262.

⁸⁷ Geng et al., "Prediction of Financial Distress: An Empirical Study of Listed Chinese Companies Using Data Mining", p.236.

⁸⁸ Jabeur, p. 197.

⁸⁹ A.I. Dimitras, R. Slowinski, R. Susmaga et al. "Business Failure Prediction Using Rough Sets", *European Journal of Operational Research*, Vol. 114, 1999, p. 263.

⁹⁰ Nada Mselmi, Amine Lahiani, Taher Hamza, "Financial Distress Prediction: The Case Of French Small And Medium-Sized Firms", *International Review of Financial Analysis*, Issue 50, 2017, p. 67.

⁹¹ Jie Sun, Hamido Fujita, Peng Chen et al. "Dynamic Financial Distress Prediction with Concept Drift Based On Time Weighting Combined with Adaboost Support Vector Machine Ensemble", *Knowledge-Based Systems*, Vol. 120, 2017, p. 4.

yardımcı olurken, beklenen geri ödeme riskine bağlı olarak faiz oranını da değerlendirmeye olanak tanımaktadır⁹².

Bir firmanın tedarikçileri veya perakendecileri şirketle yoğun olarak kredili işlemlere girerken işletmenin finansal durumunu tam olarak anlamaları ve kredi işlemleriyle ilgili karar almaları gerekir⁹³. Bir firmanın başarısızlığı, sermaye tedarikçileri için aşırı maliyetlidir çünkü yeniden düzenleme veya tasfiye maliyetleri firmanın değerinin büyük bir bölümünü tüketebilir⁹⁴. Alacaklıların bakış açısından bir işletmenin borçlarını zamanında ve eksiksiz olarak ödeyebilmesi, işletmenin kredi imajını artırmada çok önemlidir. Finansal başarısızlığın öngörülmesi, hem işletmelere hem de yatırımcılara ihtiyatlı kararlar vermeye yardımcı olabilecek çok güçlü bir araçtır⁹⁵. Satıcı, alıcıların kredi notunu veya kredi kalitesindeki bozulmayı tam olarak tespit edememesi nedeniyle alacakların hesaplamasından doğan kötü borç veya kredi riskine maruz kalabilmektedir⁹⁶.

1.3.3. İşletme Yöneticileri Yönünden Önemi

Finansal başarısızlıkla ilgili erken uyarı sinyalleri, yönetimin işletme politikası değişikliği, finansal yapının yeniden düzenlenmesi ile tasfiye önleyici tedbirler almasını sağlamakta ve yatırımcıların yatırım kararlarında gerekli olan değişiklikleri yapmaları ile olası zaman kaybını azalmakta ve böylece hem özel hem de sosyal kaynak tahsisatı iyileşmektedir⁹⁷. Finansal başarısızlık tahminlerine güven duyulduğu takdirde firma yöneticileri kriz öncesinde bozulmayı önlemek için telafi önlemleri alabilir. Yapılacak olan tahminleme, işletme yönetiminin geleceğe yönelik takip edeceği politikaların belirlenmesinde kullanılabilir⁹⁸. Ani sebeplerden dolayı oluşan işletme başarısızlığı, gelişmiş ülkelerde olduğu kadar gelişmekte olan ülkelerde de meydana gelen bir

⁹² Philippe du **Jardin**, Eric **Séverin**, “Predicting Corporate Bankruptcy using A Self-Organizing Map: An Empirical Study to Improve The Forecasting Horizon of A Financial Failure Model”, *Decision Support Systems*, No. 51, 2011, p. 701.

⁹³ Ligang **Zhou**, Dong Lu and Hamido Fujita, “The Performance of Corporate Financial Distress Prediction Models with Features Selection Guided By Domain Knowledge and Data Mining Approaches”, *Knowledge-Based Systems*, Vol. 85, 2015, p. 52.

⁹⁴ William H. **Beaver**, “Market Prices, Financial Ratios, and the Prediction of Failure”, *Journal of Accounting Research*, Vol. 6, No. 2, Autumn, 1968, p. 179.

⁹⁵ Thai Siew **Bee** and Mehdi **Abdollahi**, “Corporate Failure Prediction”, *The International Journal of Finance*, Vol. 25, No. 4, 2013, p. 7985

⁹⁶ Tseng-Chung **Tang** and Li-Chiu **Chi**, “Neural Networks Analysis In Business Failure Prediction of Chinese Importers: A Between-Countries Approach”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 29, 2005, p. 245.

⁹⁷ Bengü **Vuran**, “Prediction of Business Failure: A Comparison of Discriminant and Logistic Regression Analyses”, *Istanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, Cilt.38, Sayı. 1, 2009, p. 48.

⁹⁸ Yakut ve Elmas, s. 239.

olgudur⁹⁹. Son küresel finansal krizde dünya ülkelerinin çoğu ile birlikte ülkemizin de içinde bulunduğu finansal kriz koşullarında, pek çok sektör bu krizden etkilenmiş ve üretim daralması sonucu birçok işletme bu krizi atlatamayarak finansal başarısızlığa uğramıştır¹⁰⁰.

1.3.4. Devletler Yönünden Önemi

İşletme başarısızlıkları veya iflâslarda ortaya çıkan yüksek bireysel, ekonomik ve sosyal maliyetler, iflâs olaylarını daha iyi anlama ve bunları öngörme çabalarına neden olmuştur¹⁰¹. Bir ekonomik kriz döneminde, devlet tarafından izlenen sıkı para politikasından hangi işletmelerin olumsuz şekilde etkileneceğinin bilinmesi amacıyla finansal başarısızlık modellerinden yararlanılabilir. Böylece devlet bu işletmelere yönelik çeşitli önlemler alabilir. Ayrıca, devletin gelecekte finansal başarısızlık sonucunda kaybedeceği vergi mükellefi sayısının da bu modeller kullanılarak tahmin edilmesi, toplam vergi tahsilâtının belirlenmesinde faydalı olabilecektir¹⁰².

1.3.5. Bağımsız Denetçi ve Finansal Analistler Yönünden Önemi

Denetçiler açısından, bir firmanın denetim raporu hazırlanırken denetimi yapılan işletmenin sıkıntı yaşayıp yaşamadığının değerlendirilmesi gerekmektedir¹⁰³. İşletme başarısızlığı tahmini; hükümet yetkilileri, hisse senedi sahipleri, yöneticiler, çalışanlar, bağımsız denetçiler, finansal analistler ve araştırmacılar için, özellikle günümüzde rekabetçi ekonomik ortamda çok önemlidir¹⁰⁴. Küresel ekonomik çevredeki radikal değişimden dolayı, şirket finansal sıkıntılarının daha kesin bir şekilde tahmin edilmesi, karar vericilere önemli bir güç kazandırır¹⁰⁵.

⁹⁹ Qaiser Rafique **Yasser** and Abdullah Al **Mamun**, “Corporate Failure Prediction of Public Listed Companies in Malaysia”, *European Researcher*, Vol. 91, Issue. 2, 2015, p. 114.

¹⁰⁰ Ümit Doğrul, “Finansal Başarısızlık ve Finansal Başarısızlığın Tahmini: Hisse Senetleri İstanbul Menkul Kıymetler Borsasında İşlem Gören Sınai İşletmeleri Üzerinde Bir Uygulama, Mersin Üniversitesi SBE, Mersin 2009 (Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi), s. 1.

¹⁰¹ Shakiba **Khademolqorani**, Ali Zeinal Hamadani and Farimah Mokhatab Rafiei, “Hybrid Analysis Approach to Improve Financial Distress Forecasting: Empirical Evidence from Iran”, *Hindawi Publishing Corporation Mathematical Problems in Engineering*, Vol. 2015, 2015, p. 1.

¹⁰² Çelik, s. 25.

¹⁰³ Mselmi, Lahiani, Hamza, p. 79.

¹⁰⁴ Hui **Li**, Jie Sun and Jian Wu, “Predicting Business Failure Using Classification And Regression Tree: An Empirical Comparison with Popular Classical Statistical Methods and Top Classification Mining Methods”, *Expert Systems with Applications*, No. 37, 2010, p. 5895.

¹⁰⁵ Po-Chang **Ko** and Ping-Chen **Lin**, “An Evolution-Based Approach with Modularized Evaluations to Forecast Financial Distress”, *Knowledge-Based Systems*, No. 19, 2006, p. 84.

2. BÖLÜM

FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN ÖNGÖRÜLMESİNDE KULLANILAN MODELLER

Finansal başarısızlık tahmini ekonomi ve finans alanında en zor konulardan biridir. Mali sıkıntıyı tahmin etmek için, matematiksel, istatistiksel veya akıllı teknikler temelinde çeşitli modeller uygulanmıştır¹⁰⁶. Bu tür modellerin potansiyel değeri, son yıllarda işletmelerde finansal başarısızlık maliyetinin ülkeye çok yüksek olmasından ileri gelmektedir. Sonuç olarak, akademik çevrelerde ve finans sektöründe işletme başarısızlığı tahmininde önemli bir ilgi oluşmuştur¹⁰⁷.

Küresel ekonominin son gelişmeleri birçok ekonomi kuruluşunun düşünce ve karar alma sürecini etkilemiştir. Şirket yöneticileri, sahipleri, yatırımcılar, akademisyenler ve diğer menfaat sahipleri dikkatlerini, şirketlerin finansal durumlarını güvenilir bir şekilde saptamalarını sağlayan çeşitli yöntem ve araçlara kaydırmıştır. Potansiyel problemleri önceden gösterebilecek ve böylece herhangi bir kritik olay meydana gelmeden düzeltici önlemlerin alınmasını mümkün kılan bu yöntem ve araçlara her zamankinden daha fazla talep olması tahmin modellerine olan ilgiyi artırmıştır. Uygun göstergeleri kullanan bu modeller, bir şirketin daha sonraki iş faaliyeti kapsamında başarılı olup olmayacağını veya ciddi sorunlarla karşılaşma riskini tahmin etmektedir¹⁰⁸.

İşletme başarısızlığı tahmin modellerinin geliştirilmesinin kaynağı, Beaver ve Altman'ın bu alanda öncü olduğu düşünülen eserinde yer almaktadır¹⁰⁹. 1960'ların sonlarından bu yana, birçok araştırmacı istatistiksel tekniklerle iflâs öngörme modellerinin nasıl tasarlanacağı üzerinde çalışmıştır. Bu araştırmacılar iki ana konuya

¹⁰⁶ Fatima Zahra **Azayite** and Said **Achchab**, “Hybrid Discriminant Neural Networks for Bankruptcy Prediction and Risk Scoring”, *Procedia Computer Science*, Vol. 83, 2016, p. 670.

¹⁰⁷ Gepp et al. “Business Failure Prediction using Decision Trees”, p. 536.

¹⁰⁸ Dana **Kubičková**, “Ohlson’s Model and its Prediction Ability in Comparison with Selected Bankruptcy Models in Conditions of Czech SMEs”, *ACTAVŠFS*, Vol. 9, Issue 2, 2015, p. 156.

¹⁰⁹ Ana Garcia-**Gallejo** and Maria-Jesus Mures-**Quintana**, “Business Failure Prediction Models: Finding The Connection Between Their Results and The Sampling Method”, *Preparation of Electronic Manuscripts for Publication*, No. 3, 2012, p. 157.

değirmiştir. İlk olarak modelleme tekniklerine odaklanılmış ve deneysel performans koşullarının değerlendirilmesine çalışılmıştır. İkinci ana konu, modelleri tasarlamak için açıklayıcı değişkenlere odaklanmıştır. Amaç, model doğruluğu açısından en iyi öngörücüleri bulmak ve bu öngörücüleri etkileyebilecek faktörleri belirlemektir¹¹⁰.

İşletmelerde finansal başarısızlık tahmini için genel bir teori bulunmamaktadır. Bu alandaki tüm modeller ampirik olup esas olarak veri işleme teknikleri kullanılarak tasarlanmıştır. Bu modeller, modelleme yöntemine, kullanılan değişkenlere ve kullanılan örnekleme bağlı olarak önemli ölçüde farklı olsalar da, tahminleme süresi bir yılı aştığında sınıflandırma doğruluklarının önemli derecede düşmesi gibi bir ortak özelliği bulunmaktadır. Model doğruluğu, 1 ile 3 yıl arasındaki zaman aralığında ortalama %15 düşmektedir¹¹¹. Karar alıcılar yönünden bazı kararlar için 1 yıllık öngörü ufku yeterli iken uzun vadeli ticari kararlar alınması veya yatırım kararlarının alınması durumlarında daha uzun bir zamanı kapsayan öngörü ufku gerekebilir¹¹². Geng vd. (2015) çalışmalarında, 3 yıla kadar olan zaman diliminde öngörü ufku ve doğruluğunun en iyi tahmin sonuçlarını verdiği, 3 yıldan daha uzun tahmin ufkunun doğru sınıflandırma başarısı üzerinde olumsuz etkisi olduğu bulgusuna ulaşmışlardır¹¹³.

Mevcut araştırma çalışmalarının seyri şu şekilde özetlenebilir: tek değişkenli analizden çok değişkenli analize; geleneksel istatistiksel yöntemlerden yapay zekaya dayalı makine öğrenme yöntemlerine; saf tek sınıflandırıcı yöntemlerden hibrid tek sınıflandırıcı yöntemlere ve sınıflayıcı topluluk yöntemlerine; durağan modellemeyen zaman süreci göz önüne alınarak dinamik modellemeye; kantitatif tahmin yöntemlerinden karar uygulamalarına varan bir seyir izlenmektedir¹¹⁴. Literatürdeki çalışmalar, iflâs öngörme modellerinin en uygun çözümünün iki faktöre bağlı olduğunu göstermiştir: sınıflandırma modelinin seçimi ve şirket başarısızlığını tahmin etmek için modele giren değişkenlerin belirlenmesidir. Yaygın kullanılan sınıflandırma teknikleri iki kategoriye ayrılır: Bunlar; istatistiksel öğrenme ve makine öğrenimidir¹¹⁵. Makine

¹¹⁰ Philippe Du **Jardin**, “The Influence of Variable Selection Methods on the Accuracy of Bankruptcy Prediction Models”, *Bankers, Markets and Investors*, No. 116 January-February, 2012, p. 20.

¹¹¹ Jardin and Séverin “Predicting Corporate Bankruptcy Using A Self-Organizing Map: An Empirical Study to Improve The Forecasting Horizon of A Financial Failure Model”, p. 701.

¹¹² Gepp and Kumar, “Predicting Financial Distress: A Comparison of Survival Analysis and Decision Tree Techniques”, p. 398.

¹¹³ Geng et al., p. 242.

¹¹⁴ Sun, Li, Huang et al., p. 43.

¹¹⁵ Wu, et al., “Data Preprocessing and Data Parsimony in Corporate Failure Forecast Models: Evidence from Australian Materials Industry, p. 328.

öğrenmesi bilgisayarın bir olay ile ilgili bilgileri öğrenerek gelecekteki benzer olaylar hakkında karar verebilmesi olarak tanımlanabilir¹¹⁶.

Altman vd. (1968) Z-skoru ve Altman vd. (1977) doğrusal Zeta modelleri olarak bilinen çok değişkenli diskriminant analizi (Multiple Discriminant Analysis, MDA) gibi iki önemli yaklaşım geliştirmişlerdir. "Z-Skoru" modeli, imalat şirketlerinin kredibilitelerini değerlendirmek için en yaygın kullanılan yöntemlerden biri haline gelmiştir. Kredi ve borç analizi; yatırım kararları, birleşme ve devralma, denetim-risk analizi ve alacak yönetimini de içeren çeşitli şekillerde hem finans uzmanları hem de uygulayıcılar tarafından kullanılmaya devam edilmektedir¹¹⁷. Zeta modelinde, iflâs öncesinde 4 yıla kadar yüksek düzeyde doğruluk oranı elde edildiği bildirilmiştir. O zamandan beri neredeyse yirmi yıldır iflâs tahmin literatüründe MDA modelleri hâkim olmuştur. Bununla birlikte, MDA modellerinde dayatılan bağımlı ve bağımsız değişkenler ile kısıtlayıcı istatistiksel varsayımlar (verilerin normalliği, dağılım matrislerinin tüm gruplar arasında eşit kovaryans matrislerine uyması gerektiğini varsayan doğrusal regresyon analizi varsayımları) literatürde tartışılmıştır¹¹⁸. Aslında her iki varsayım da sıklıkla ihlâl edilmektedir¹¹⁹.

Başarısızlığı tahmin etmek için birçok araştırmacı, çeşitli yöntemlerle elde edilen istatistiksel modellerde, bağımsız değişkenler olarak geniş bir finansal oran yelpazesi kullanarak kendi modellerini geliştirmiştir. Literatürde birçok disiplinde teşhis ve tahmin için lojistik regresyon, diskriminant analizi, Bayes yaklaşımı ve çoklu regresyon gibi geleneksel istatistiksel algoritmalar kullanılmıştır. Bu modellerin çok etkili olduğu kanıtlanmıştır, ancak bu modeller karmaşık problemleri veri madenciliği yöntemlerine göre daha az tahmin doğruluk oranı ile çözebilmektedir¹²⁰.

Finansal başarısızlık tahminlemesi alanında erken dönemlerde kullanılmaya başlanan diskriminant analizi, lojistik regresyon gibi çok değişkenli istatistiksel analiz teknikleri ile yapılan analizlerde çoğu zaman gerekli varsayımların gerçekleşmediği görülmüştür. Bu nedenle söz konusu modeller özellikle son dönemde yerlerini kısıtlayıcı varsayımları olmayan, non-parametrik çok değişkenli istatistiksel analizlere

¹¹⁶ Ercan **Öztemel**, *Yapay Sinir Ağları*, Papatya Yayınları, İstanbul 2012, s. 17.

¹¹⁷ Edward I. **Altman**, Tushar Kant and Thongchai Rattanaruengyot, "Bankruptcy Performance: Avoiding", *Journal of Applied Corporate Finance*, Vol. 21, Issue 3, p. 53.

¹¹⁸ Wu et al., "Data Preprocessing and Data Parsimony in Corporate Failure Forecast Models: Evidence from Australian Materials Industry", p. 328

¹¹⁹ Chen et. al. "Financial Distress Prediction in China", p. 326.

¹²⁰ Mu-Yen, **Chen**, "Predicting Corporate Financial Distress Based on Integration of Decision Tree Classification and Logistic Regression", *Expert Systems with Application*, Vol. 38, 2011, p. 11262.

bırakmıştır¹²¹. Genetik algoritmalar, yapay sinir ağları gibi makine öğrenme algoritmaları, işletmelerin finansal başarısızlığını öngörmede diskriminant analizi ve lojistik regresyon gibi geleneksel istatistiksel yöntemlerden daha büyük bir tahmin doğruluğuna ulaştığı görülmektedir¹²². Yapay sinir ağları (YSA, NN) son yirmi yılda yaygın olarak kullanılmaktadır. Kullanılan tüm yöntemler, öngörü doğruluğu açısından belirli bir derece iddia etmektedir. Bununla birlikte, bu yaklaşımların hiçbiri doğruluk ve güvenilirlik açısından baskın değildir. Bir yöntemin sürekli olarak diğerlerinden üstün olduğuna dair genel bir mutabakat bulunmamaktadır. Aynı zamanda tahmin modellerinin açıklaması ve gerekçeleri genellikle ihmal edilmektedir. Bu nedenle bazı modeller anlaşılabilirlik açısından iyi değildirler¹²³. İyileştirme, genellikle diğer durumun öngörme doğruluğunda bir azalma pahasına elde edilir¹²⁴.

2.1. Çok Değişkenli İstatistiksel Modeller

Finansal başarısızlık tahmini alanındaki araştırmalar, farklı varsayımların karşılanması ve belirli hesaplamaların yapılmasını gerektirmekte ve daha doğru modellerin bulunması için deneme yanılma süreçlerinden oluşmaktadır. Bu alandaki en popüler yöntemler MDA ve LA gibi istatistiksel yöntemlerdir. MDA bu alandaki en yaygın kesitsel istatistiksel yöntemlerden biridir ve onu lojistik regresyon analizi izlemektedir.

Altman (1968) çok değişkenli tahminde çok değişkenli diskriminant analizini kullanmıştır. Beş finansal orandan oluşan çok değişkenli bir doğrusal ayırt edici fonksiyon olan Z-skor modelini oluşturmuş ve iflâstan bir yıl önceki tahmin gücünün tek değişkenli diskriminant modelinden daha iyi olduğunu tespit etmiştir¹²⁵. İflâs tahmini üzerine yapılan bazı çalışmalarda, faktör analizi, modeller için kullanılacak oran kombinasyonlarını seçmek için kullanılmıştır. Faktör analizi, faktörlerin tahmin edildiği

¹²¹ Doğrul, ss. 2-3.

¹²² Fengyi Lin, Deron Liang, Ching-Chiang Yeh et al. "Novel Feature Selection Methods to Financial Distress Prediction", *Expert Systems with Applications*, No. 41, 2014, p. 2476.

¹²³ Yip, p. 492

¹²⁴ Robert O. Edmister, "An Empirical Test Of Financial Ratio Analysis For Small Business Failure Prediction", *Journal Of Financial And Quantitative Analysis*, March 1972, p. 1488.

¹²⁵ Jie Sun, Hui Li, Qing-Hua Huang et al. "Predicting Financial Distress and Corporate Failure: A Review From The State-of-The-Art Definitions, Modeling, Sampling, and Featuring Approaches", *Knowledge-Based Systems*, No. 57, 2014, p. 43.

matematiksel bir model oluştururken, bir değişkenin bileşene nasıl katkıda bulunduğunu göstermektedir¹²⁶.

2.1.1. Çok Değişkenli Diskriminant Analizi

1980'lerin başında, MDA kullanılarak işletme başarısızlığını öngörmeye yönelik çalışmalar başlamıştır. Günümüzde karşılaştırmalı araştırmalar için standart bir yöntem haline gelmiş olan MDA modelleri, öngörücülerin doğrusal bir birleşiminden oluşmaktadır. MDA'nın uygulanmasında, çok değişkenli normal dağılmış bağımsız değişkenlerin var olması ve başarısız-başarılı sınıflarında eşit varyans-kovaryans matrisleri varsayımları çok önemlidir. Bununla birlikte, MDA tabanlı finansal başarısızlık tahmini ile ilgili çoğu çalışma, gerçek dünya verisinin bu varsayımları karşılayıp karşılamadığını kontrol etmemektedir. Yani bu iki varsayım uygulamada ihlâl edilmektedir¹²⁷.

MDA modellerinde, aynı anda bir modeldeki tüm oranlar hesaba katılır ve sonunda bir firmayı iflâs eden veya iflâs etmeyen şirket olarak sınıflandıran bir puan elde edilir¹²⁸. Bu yöntem her girdi için bir puan tahmin edilmesine dayalı diskriminant fonksiyonu belirler. Bu puana göre girdiler iki ana gruba ayrılmaktadır ve bunlardan birincisi başarılı işletmeler ikincisi başarısız işletmelerdir¹²⁹.

Modelin temel formu aşağıdaki eşitlikte gösterildiği gibidir:

$$Z = \beta_0 + \beta_1 X_{1j} + \beta_2 X_{2j} + \dots + \beta_n X_{nj}, \quad (1)$$

$\beta_i (i = 1, 2, \dots, n)$ = diskriminant ağırlık katsayıları

β_0 = Sabit terim

$X_i (i = 1, 2, \dots, n)$ = bağımsız değişkenler

¹²⁶ Dursun **Delen**, Cemil Kuzey and Ali Uyar, "Measuring Firm Performance Using Financial Ratios: A Decision Tree Approach", Expert Systems with Applications, No. 40, 2013, p. 3971.

¹²⁷ Li, Sun and Wu, "Predicting Business Failure Using Classification and Regression Tree: An Empirical Comparison With Popular Classical Statistical Methods and Top Classification Mining Methods", p. 5897.

¹²⁸ Korol and Korodi, p. 4.

¹²⁹ Michalis **Glezakos**, John Mylonakis and Katerina Oikonomou, "An Empirical Research on Early Bankruptcy Forecasting Models: Does Logit Analysis Enhance Business Failure Predictability"? *European Journal of Finance and Banking Research*, Vol. 3, Issue. 3, 2010, p. 4.

Z puanı, ham puanları ortalaması 0, standart sapması 1 olan ve normal dağılım gösteren standart bir puana dönüştürür, Z değeri ölçümlerin ortalamadan uzaklıklarının standart sapmaya oranını gösterir. Bu puan, dağılımları eşitleyerek ya da standardize ederek farklı değişkenlere ait puanların karşılaştırılmasına izin verir. Bu tek boyutlu denklem, finansal oranları, her bir şirket için tek bir ayırt edici puana veya Z değerine dönüştürür. Eğer z puanı kesim noktasından büyükse sıkıntı yaşamayan firma olarak sınıflandırılmaktadır. Eğer z puanı kesim noktasından küçükse sıkıntı yaşayan bir firma olarak sınıflandırılmaktadır¹³⁰.

Diskriminant analizi farklı gruplara ait gözlemleri ayırt etmeye çalışan fonksiyonları kullanarak değişken alanı bölme kabiliyetine sahiptir. İki gruplu bir sınıflandırmada grup içi varyansı en aza indirirken, gruplar arasındaki varyansı en yükseğe çıkaracak şekilde tahmin edilmektedir¹³¹. Yöntem, her gözlem için aşağıdaki gibi bir Z puanı hesaplar:

$$Z = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i + w_0 \quad (2)$$

x_i açıklayıcı değişkenler ve w_i fonksiyonun katsayıları'dır.

MDA, araştırmacının iki veya daha fazla nesne grubu arasındaki farkı aynı anda birkaç değişkene göre incelemesini sağlar. Temel olarak, bağımlı değişkenin nitel olarak bulunduğu durumlarda sınıflandırmak ve/veya öngörüler yapmak için kullanılmaktadır¹³². İki gruplu diskriminant analizi, birimlerin çok sayıdaki değişkene göre iki anakütleyi birbirinden ayırma problemi üzerinde durmaktadır. İki gruplu diskriminant analizinde anakütle grupları önceden belirlenir. Daha sonra bu iki anakütle ile ilgili özellikler ölçülmektedir¹³³.

Diskriminant analizi bir dizi varsayıma dayanan sağlam, parametrik bir istatistiksel tekniktir. Her gruptaki açıklayıcı değişkenlerin çok değişkenli bir normal dağılıma uyması gerekir, grupların varyans kovaryans matrisleri eşit olmalıdır ve

¹³⁰ Kaan Okay, "Predicting Business Failures in Non-Financial Turkish Companies", Bilkent Üniversitesi SBE, Ankara 2015 (Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi), s. 12.

¹³¹ Philippe du **Jardin**, "A Two-Stage Classification Technique for Bankruptcy Prediction", *European Journal of Operational Research*, Vol. 254, 2016, p. 240.

¹³² Etemadi et al., "A Genetic Programming Model for Bankruptcy Prediction: Empirical Evidence from Iran", p. 3203.

¹³³ Kemal **Vatansver** and Sinan **Aydın**, "Finansal Başarısızlığın Öngörülmesinde Çok Kriterli Karar Verme Analizine Dayalı Bir Araştırma", *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, Sayı 41. Temmuz 2014, s. 167.

açıklayıcı değişkenlerin korelasyonu mümkün olduğunca düşük olmalıdır. Bu varsayımların karşılanması bazen zordur¹³⁴. Tahmin yapmak için, belirli bir firmanın z skoru, başarısız ve başarılı firmalar arasındaki sınırı temsil eden bir eşik ile karşılaştırılır ve firma daha sonra, skorun pozisyonuna bağlı olarak gruplardan birine sınıflandırılır. Bu yöntem, her grubun varyans/kovaryans matrisleri eşit olduğunda ve açıklayıcı değişkenler her grupta çok değişkenli normal dağılımı izlediğinde optimal sonuçlar vermektedir¹³⁵. Örnek veriler bu iki varsayımı karşılamadığında, MDA modelinin sonuçları şüpheli olabilir¹³⁶. Bu varsayımlar finansal başarısızlık tahmininin gerçek dünyadaki uygulamalarında sıklıkla geçerli olmamakta ve ortaya çıkan MDA modellerinin genellenmesinin önünde bir engel olarak durabilmektedir.¹³⁷

2.1.2. Lojistik Regresyon Analizi

Lojistik regresyon; (Logit, LA) sınıflandırma problemlerini çözmek için kullanılan klasik istatistiksel bir modeldir. LA, bağımlı değişkenin kategorik ya da sınıflamalı olduğu durumlarda uygun bir analiz türüdür¹³⁸. Lojistik regresyonun doğrusal olmayan modeli, 1980'lerde MDA'dan sonra finansal başarısızlık tahmini alanına hâkim olmuştur¹³⁹. Bağımsız değişkenler ile bir sınıf sonucunun olasılığı arasında eğrisel bir ilişki olduğunu varsayan parametrik istatistiksel sınıflandırma tekniğidir. LA, küçük bir örneklem büyüklüğünün ve normal olmayan dağılımın sorunlarını çözmek için kullanılmaktadır¹⁴⁰. LA, kategorik bağımlı değişken ve genellikle sürekli olan bir veya daha fazla bağımsız değişken arasındaki ilişkiyi, olasılık skorlarını bağımlı değişkenlerin öngörülen değerleri olarak kullanarak ölçmektedir¹⁴¹.

¹³⁴ Jardin, "The Influence of Variable Selection Methods on The Accuracy of Bankruptcy Prediction Models", p. 25.

¹³⁵ Jardin, "A Two-Stage Classification Technique for Bankruptcy Prediction" p. 240.

¹³⁶ Sun et al., "Predicting Financial Distress and Corporate Failure: A Review From The State-of-The-Art Definitions, Modeling, Sampling, and Featuring Approaches", p. 43.

¹³⁷ Li et al., "Predicting Business Failure Using Classification and Regression Tree: An Empirical Comparison with Popular Classical Statistical Methods And Top Classification Mining Methods, p. 5896.

¹³⁸ Ömay Çokluk, Güçlü Şekercioğlu ve Şener Büyüköztürk, *Sosyal Bilimler İçin Çok Değişkenli İstatistik SPSS ve LISREL Uygulamaları*, Pegem Akademi Yayını, Dördüncü Baskı, Ankara 2016, s. 49.

¹³⁹ Li et al., "Predicting Business Failure Using Classification and Regression Tree: An Empirical Comparison with Popular Classical Statistical Methods and Top Classification Mining Methods", p. 5898.

¹⁴⁰ Wu et al. "Data Preprocessing and Data Parsimony in Corporate Failure Forecast Models: Evidence from Australian Materials Industry", p. 334.

¹⁴¹ Deron Liang, Chih-Fong Tsai and Hsin-Ting Wu, "The Effect of Feature Selection on Financial Distress Prediction", *Knowledge-Based Systems*, No. 73, 2015, p. 290.

LA modeli verileri analiz etmede kolay bir yorumlama imkânı sağlar. Öte yandan, çok değişkenli normallik varsayımı karşılanmadığında, diskriminant analizi (MDA, Multiple Discriminant Analysis) lojistik regresyon analizi ile karşılaştırıldığında LA, en az etkilenen modeldir. Örneklem boyutu çok küçük olduğunda LA ile ilgili problemler ortaya çıkacaktır¹⁴². LA ve MDA bağımlı değişkenin kategorik olması yönünden benzerlik gösterir. MDA bağımlı değişkenin ikiden çok grup/kategoriye sahip olduğu durumlarda daha iyi sonuçlar üretebilmektedir. LA'nın, MDA'daki normallik, doğrusallık ve varyans-kovaryans matrislerinin eşitliği varsayımlarını gerektirmediği için polülaritesi artmakta ve son yıllarda sıklıkla kullanılmaktadır. Ancak LA'nında her bağımsız değişken için en az 20 toplamda 50 birimlik grup büyüklüğüne sahip olması gerektiği belirtilmektedir¹⁴³.

Araştırmacı tarafından, geliştirilmiş model hakkında pratik bir yorum yapılması veya tahmin sonuçlarında her bir değişken tarafından oynanan rollerin anlaşılması isteniyorsa, firma başarısızlıkları tahmini için LA modeli tercih edilebilir¹⁴⁴. Şirket başarısızlığında yapılan araştırmaların büyük bir çoğunluğunda MDA kullanılsa da, aslında kullanımı sorunun çözümünde uygun değildir. MDA'nın etkin bir şekilde kullanılmasının altında yatan varsayımlardan birisi, değişkenlerin dağılımlarında çok değişkenli olmasıdır. Ancak mali olmayan değişkenlerin varlığı, LA'nın ideal tahmin aracı olarak kullanılmasını sağlamaktadır¹⁴⁵. Literatürdeki LA modellerindeki baskınlığın ikinci bir nedeni, LA'nın sezgisel gücü ve pratikliği ile ortaya çıkmaktadır. LA modelleri olasılık modelleridir ve bu modellerin çıktuları şirket başarısızlığının olasılık tahminlerini temsil eder. Olasılık sonuçlarının görülebilmesi oldukça kolaydır¹⁴⁶.

Bir LA fonksiyonu, sınıflandırılacak her gözlem için Z olasılık puanını ve en büyük ihtimal tahminini kullanarak fonksiyonun w_i katsayılarını hesaplar. Diskriminant analizi gibi, bu teknik bağımsız değişkenleri ağırlıklandırır ve bir örnekte her şirkete bir

¹⁴² Bee and Abdollahi, p. 7996.

¹⁴³ Çokluk, ss. 109-110.

¹⁴⁴ Hyewon **Youn** and Zheng **Gu**, "Predicting Korean Lodging Firm Failures: An Artificial Neural Network Model Along with A Logistic Regression Model", *International Journal of Hospitality Management*, V ol. 29, 2010, p. 126.

¹⁴⁵ K. **Keasey** and R. **Watson**, "Non-Financial Symptoms and The Prediction of Small Company Failure: A Test of Argenti's Hypotheses", *Journal of Business Finance and Accounting*, Vol. 14, Issue 3, Autumn 1987, p. 335.

¹⁴⁶ Stewart **Jones**, "A Cash Flow Based Model of Corporate Bankruptcy in Australia", *Jamar*, Vol. 14, Issue 1, 2016, p. 23.

başarısızlık ihtimali şeklinde bir Z skoru atar. LA, doğrusal olmayan etkileri içermektedir ve iflas öngörmede lojistik kümülatif işlevi kullanmaktadır. LA tekniği, her firma için oranın bağımsız değişkenlerini tartarak bir skor yaratır¹⁴⁷. Bu skor bir başarısızlık olasılığını temsil eder ve şu şekilde ifade edilebilir:

$$Z = \frac{1}{e^{-\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + w_0\right)}} \quad (3)$$

x_i açıklayıcı değişkenler ve w_i fonksiyonun katsayılarını göstermektedir. Katsayılar maksimum olasılık tekniği kullanılarak hesaplanır. Bu yöntemle, belirli bir şirketin Z skoru bir eşik ile karşılaştırarak bir tahmin gerçekleştirilir¹⁴⁸. Diskriminant analizinde olduğu gibi, gözlem puanına bağlı olarak iki gruptan birine sınıflandırılır¹⁴⁹. LA, dönüştürülmüş bir çıktı değişkenine, yani hedef sınıfa dayalı doğrusal bir model oluşturur. LA, hedef sınıfın evet/hayır, doğru/yanlış, 0/1 gibi yalnızca iki değerden oluştuğu ikili sınıflandırma problemleri için kullanılır. Bu modeli her sınıf için uygulayarak birden çok sınıf elde etmek de mümkündür¹⁵⁰.

Yalnızca iki sınıf olduğu varsayımında LA, tek oranlı bir log dönüşümüyle doğrusal bir fonksiyon kullanarak doğru bir şekilde orjinal hedef değişkenin yerini almaktadır. Elde edilen değerler artık 0 ile 1 arasındaki aralıklarla sınırlandırılmaz, ancak negatif sonsuzluk ile pozitif sonsuzluk arasındaki herhangi bir yere yerleşebilir. Bu değerler LA dönüşümü kullanılarak arzu edilen aralığa dönüştürülür¹⁵¹.

2.2. Veri Madenciliği Modelleri

Finans literatüründe finansal başarısızlıkla ilgili uzun yıllar çok sayıda çalışma yapılarak farklı modeller geliştirilmeye çalışılmıştır. Bugüne kadar çok etkili olduğu kanıtlanan diskriminant analizi, probit analizi, LA, doğrusal olasılık modeli ve çoklu doğrusal analiz gibi çeşitli istatistiksel modeller geliştirilmiştir. Fakat bu yöntemler örneklemin çok sayıda olması, bağımsız değişkenlerin normal dağılımı, tüm değişkenler arasında çoklu doğrusal bağlantı bulunmaması gibi varsayımlar gerektirmektedir. Bu

¹⁴⁷ Chen et al. "Financial Distress Prediction in China", p. 326.

¹⁴⁸ Jardin, "A Two-Stage Classification Technique for Bankruptcy Prediction", s. 240.

¹⁴⁹ Jardin, "The Influence of Variable Selection Methods on The Accuracy of Bankruptcy Prediction Models" p. 25.

¹⁵⁰ Güzin Özdağoğlu, A. Özdağoğlu, Y. Gümüş et al. "The Application of Data Mining Techniques in Manipulated Financial Statement Classification: The Case of Turkey", Journal of AI and Data Mining, Vol. 5, No. 1, 2017, p. 70.

¹⁵¹ Özdağoğlu et al., pp. 70-71.

nedenle istatistiksel yöntemlerin hantal gereksinimlerinden kurtulmak amacıyla veri madenciliği teknikleri gibi alternatif yöntemler geliştirilmiştir¹⁵². Veri madenciliği yönteminin geleneksel istatistik yöntemlere göre üstün yanları; büyük veriler içinden önemli bilgileri bulma ve analiz yapılacak veri seti üzerinde hiçbir varsayım gerektirmemesidir¹⁵³. Diğer taraftan Yapay Sinir Ağlarının (YSA, Neural Network, NN) akıllı modelleri literatürde finansal başarısızlık tahmininde sıklıkla kullanılmasına rağmen, yine de MDA ve LA gibi klasik istatistiksel yöntemlere göre üstün olduğuna ilişkin bir görüş birliği bulunmamaktadır¹⁵⁴.

Veri madenciliğinde kullanılan modeller tahmin edici ve tanımlayıcı olarak sınıflandırılabilir. Tahmin edici modellerde, sonuçları bilinen verilerden oluşturulan model kullanılarak sonuçları bilinmeyen veri kümelerinden sonucun tahmin edilmesi amaçlanmaktadır. Tanımlayıcı modeller ise mevcut verilerdeki örüntülerin tanımlanmasını içermektedir. Veri madenciliğinde az sayıdaki ayırık kategoriye sahip veri için tahminleme yapıldığı durumda sınıflandırma yapılması gerekmektedir¹⁵⁵. Sınıflandırma teknikleri, tanımlanmış girdi değişkenleri veya değişken kümesine dayalı olarak belirli bir çıktıyı tahmin etmek için kullanılır. Tahmin edilmesi beklenen değişken bir sınıf etiketi veya öznitelik olarak tanımlanır. Veri seti, sınıf etiketlerini ve seçilen sınıf etiketinde etkili olduğu kabul edilen diğer değişkenleri içermektedir. Farklı veri türleri ve amaçları için geliştirilmiş denetimli öğrenmeyi benimseyen çok sayıda sınıflandırma algoritması mevcuttur¹⁵⁶.

Veri madenciliği modelleri içinde yer alan sınıflandırma yöntemleri, veri dizisinin istatistik ve/veya makine öğrenimi yöntemleri ile belirli sınıflara atanmasında denetimli öğrenme altında bulunmaktadır. Makine öğrenme yöntemleri içerisinde karar ağaçları, en yakın komşu yöntemi, yapay sinir ağları, destek vektör makineleri ilk sırada yer almaktadır¹⁵⁷. NN, örneklerden öğrenmeye dayanmaktadır. Örneklerden öğrenmede bir olay ile ilgili gerçekleşmiş örnekleri kullanarak öncelikle sisteme alınan örnekten

¹⁵² Chuang, p. 174.

¹⁵³ Chun-Ling **Chuang**, “Application of Hybrid Case-Based Reasoning for Enhanced Performance in Bankruptcy Prediction”, *Information Sciences*, Issue 236, 2013, p. 174.

¹⁵⁴ Li, et al. “Forecasting Business Failure Using Two-Stage Ensemble of Multivariate Discriminant Analysis and Logistic Regression”, p. 386.

¹⁵⁵ Aslı **Çalış**, Sema Kayapınar ve Tahsin Çetinyokuş, “ Veri Madenciliğinde Karar Ağacı Algoritmaları ile Bilgisayar ve İnternet Güvenliği Üzerine Bir Uygulama”, *Endüstri Mühendisliği Dergisi*, Cilt 25, Sayı 3-4, s. 5.

¹⁵⁶ Özdağoğlu et al, p. 70.

¹⁵⁷ Haldun **Akpınar**, *Data Veri Madenciliği Veri Analizi*, Papatya Yayınları, İstanbul 2014, s. 69.

bilgisayar bazı bilgileri öğrenmekte ikinci örneğe bakılarak daha fazla öğrenmeye devam etmekte bütün örnekler defalarca gözden geçirilerek tekrarlama sonucu yeni örneklerin çıktılarını belirleyebilecek olay ile ilgili genellemeler yapılmaktadır¹⁵⁸.

Son on beş yılda bir takım çalışmalar çeşitli yapay zeka tekniklerini, iflâs tahmininde uygulamıştır. Bu teknikler; (i) Etkileşimli Ayrıştırıcı 3 (ID3), C5.0, sınıflandırma ve regresyon ağacı da (CART) dahil olmak üzere karar ağaçları, ii) kendi kendini düzenleyen harita (SOM), öğrenme vektörü niceleme de (LVQ) dahil olmak üzere farklı yapay sinir ağları (ANN) mimarileri, (iii) evrimsel yaklaşım olan genetik algoritmalar (GA) ve partikül yığını optimizasyonu (PSO), (iv) Destek Vektör Makineleri (SVM) olarak sayılabilir¹⁵⁹.

Sınıflama ağaçları modelleri regresyon ağaçları analizi (CART) ve C5.0 algoritmasının sağladığı yüksek tahmin sonuçları yanında modelin non-parametrik olması ve kullanılan bütün değişkenlerin önem derecelerini ayrı ayrı vermesi nedeniyle söz konusu modeller LA ve NN'ye göre bir adım öne çıkmaktadır. NN ise örneklemin çok büyük olduğu durumlarda başarılı sonuçlar vermesi, deneme yanılma sonucu elde edilen bir model olması gibi özelliklerinin yanı sıra modelde kullanılan değişkenlerin önem derecelerini vermemesi modelin dezavantajlarından biri olarak belirtilebilir. Her koşulda en iyi sonucu veren tek bir model olmadığı gerçeğinden hareketle her model, sahip olduğu avantaj ve dezavantajlar yönünden değerlendirilmelidir.

2.2.1. Yapay Sinir Ağları Modeli

Finansal uygulamalar için sinir ağları ve ilgili veri madenciliği algoritmaları yaygın şekilde kullanılmaktadır¹⁶⁰.Yapay sinir ağları (YSA, Neural Network, NN), öğrenme yeteneğine sahip, yeni koşullara uyum sağlayabilen ve hızlı çalışan güçlü bir bilgisayar sistemidir¹⁶¹. Bir NN ağı, biyolojik sinir sistemlerinden ilham alan bir bilgi işleme cihazıdır. Genellikle bu modeller, nöron olarak da adlandırılan ve katmanlar halinde düzenlenmiş bir dizi hesaplama ünitesinden oluşur¹⁶². NN'nin en büyük gücü,

¹⁵⁸ Öztemel, ss. 22-23.

¹⁵⁹ Mu-Yen **Chen**, "Bankruptcy Prediction in Firms with Statistical and Intelligent Techniques and a Comparison of Evolutionary Computation Approaches", *Computers and Mathematics with Applications*, No. 62, 2011, p. 4515.

¹⁶⁰ Özdağoğlu et al, p. 71.

¹⁶¹ Akkaya vd., s. 192.

¹⁶² Alfaro et al., p. 115-116.

veri dağılımında ilgili değişkenler arasındaki ilişkinin yapısı ile ilgili olarak herhangi bir varsayım gerektirmemesi yani parametrik olmayan bir yaklaşımdır¹⁶³.

Bir sinir ağı, ağırlıklı düğümlerle bağlantılı sinirlerden oluşur. Düğümler arasındaki bağlantılar, sinapslara bağlanan beyin nöronlarına benzemektedir. En yaygın sinir ağı modeli, giriş düğümleri olarak bir algılama düğümleri seti, bir veya daha fazla gizli katmanı içeren hesaplama düğümleri ve çıktı katmanı içeren çok katmanlı perceptron ağıdır. Giriş düğümleri/nöronları bir örnekleme alanındaki değişken değerleridir, çıkış düğümleri/nöronlar ise, diğer tüm örneklerin sınıfları arasındaki ayrımcılardır¹⁶⁴.

NN modellerinin finansal başarısızlık tahmin performansları MDA ve LA modelleri ile karşılaştırılmış ve çoğu araştırmada, NN'nin istatistiksel yöntemlerden daha iyi performans gösterdiği sonucuna dair kanıt bulunmuştur. NN'nin istatistiksel yöntemler üzerindeki avantajları, ağ yapısına dayanan güçlü haritalama kabiliyetine atfedilmektedir¹⁶⁵. Genel olarak bir NN modeli n adet katman, her katmanda biyolojik sinir hücrelerine benzer işlevi yerine getiren ve değişik sayılarda hesaplama elemanları arasındaki yoğun bağlantılardan meydana gelmektedir. NN modellerinde kullanılan hesaplama elemanları, yapay sinir hücresi, düğüm, birim veya işlem elemanı şeklinde adlandırılmaktadır¹⁶⁶. En önemli özellikleri birbirine bağlı nöronlarla, bağlantılar arasındaki ağırlıkların belirlenmesi ve ateşleme fonksiyonudur. Nöronun iç hali olan aktivasyon seviyesi gelen girdileri tanımlayan bir fonksiyondur. Ağ içerisindeki bir nöron birden fazla nörona giriş fonksiyonu olan işaretler gönderebilir¹⁶⁷.

Çok katmanlı algılayıcı (ÇKA) modelinde olay için kaç tane ara katman ve her ara katmanda kaç tane işlem elemanı kullanılması gerektiğine yönelik herhangi bir yöntem bulunmamaktadır. Girdi katmanı dışarıdan gelen bilgilerin NN'ye alınmasını sağlar. Bu bilgiler istatistikte kullanılan bağımsız değişkene karşılık gelir. Çıktı katmanı bilgilerin dışarıya aktarılması görevini yerine getirir. Çıktı değişkeni de istatistikte bağımlı değişkene karşılık gelmektedir. Modeldeki diğer katman girdi katmanı ile çıktı katmanı arasında yer alan gizli katmandır. Gizli katmandaki sinirlerin dışarı ile bağlantıları bulunmamakta yalnızca girdi katmanından gelen sinyalleri almakta ve bu

¹⁶³ Wu et al. "Data Preprocessing and Data Parsimony in Corporate Failure Forecast Models: Evidence from Australian Materials Industry", pp. 328-329.

¹⁶⁴ Chih-Fong Tsai, Yu-Feng Hsu, David C. Yen, "A Comparative Study of Classifier Ensembles for Bankruptcy Prediction", Applied Soft Computing, Vol. 24, 2014, p. 978.

¹⁶⁵ Sun et al., "Predicting Financial Distress and Corporate Failure: A Review from the State-of-The-Art Definitions, Modeling, Sampling, and Featuring Approaches", p. 44.

¹⁶⁶ Akpınar, s. 239.

¹⁶⁷ Silahtaroglu, s. 122.

sinyalleri çıktı katmanına göndermektedir. Gizli katmandaki nöronların sayısı ağın büyüklüğü ve performansı açısından önem taşımaktadır. Veri seti tesadüfi olarak eğitim seti ve test seti olmak üzere iki kısma ayrılmaktadır. Eğitim seti modelin eğitilmesi ve test seti ise eğitimin performansını ölçmesi için kullanılmaktadır. Ağ yapısının performansını ölçmek için mutlak hata ortalaması ve hata kareler ortalamasının en küçük olduğu değer, alınması gereken gizli katman sayısını belirlemektedir¹⁶⁸.

Kullanılan modele bağlı olarak çıktı değeri hesaplanan bir düğüm, ağın içerisinde bağlantılı olduğu düğümlere çıktısını gönderir. Eğitim sürecinin başında başlangıç ağırlık değerleri $\pm 0,5$ değeri arasında tesadüfi olarak belirlenmektedir. Denetimli eğitimde her girdi vektörü için, çıktı değerleri baştan sisteme girilmektedir¹⁶⁹. Sinir ağı uygulaması aktivasyon ile başlatılır ve bu sadece diğer nöronlara bağlı sinapslar aracılığıyla aktive edildiğinde gerçekleşebilir. Bir sinir ağı içindeki nöronlar genellikle katmanlar halinde düzenlenir. Katman sayısı, her katmandaki nöron sayısı, öğrenme hızı, momentum değerleri bu tür ağların tasarımı için önemli parametrelerdir¹⁷⁰. ÇKA ağının işlem elemanlarını birbirine bağlayan bağlantı ağırlıkları başlangıç değerlerinin atanması ağın performansı ile yakından ilgilidir. Genellikle belirli aralıklarla atanan ağırlıklar büyük tutulursa ağ yerel çözümler arasında devamlı dolaşmakta, küçük olması durumunda ise öğrenme geç gerçekleşmektedir. Başlangıç değeri kadar öğrenme ve momentum katsayılarının belirlenmesi ağın öğrenme performansı ile yakından ilgilidir. Öğrenme katsayısı ağırlıkların değişim miktarını belirlemektedir. Momentum katsayısı bir önceki iterasyondaki (devir sayısı, birbiri ardına gelen elemanları teker teker yazdırma) değişimin belirli bir oranının yeni değişim miktarına eklenmesidir. Bu değer küçük olması yerel çözümlerden kurtulmayı zorlaştırırken çok büyük değer ise tek çözüme ulaşmada sorun olabilmektedir¹⁷¹.

NN'nin öğrenme süreci, girdi katmanındaki düğümlere gelen girdi değerlerine göre, kabul edilebilir düzeydeki doğru çıktıyı hesaplayacak ağırlık matrisinin oluşturulmasıdır. Bağlantı ağırlıklarının belirlenmesi NN araştırmalarının temeli olup uyum gösterme veya öğrenim olarak adlandırılmaktadır. Her düğüm birden fazla düğüm tarafından etkilendiğinden etkileyen düğümlerdeki verinin yetersiz veya bozuk olması, sistemin tüm performansını etkilemez. Bu durum NN'nin yetersiz veya bozuk veri ile

¹⁶⁸ Akkaya vd., s. 193.

¹⁶⁹ Akpınar, s. 265.

¹⁷⁰ Özdağoğlu, et al., p. 71.

¹⁷¹ Öztemel, ss. 98-99.

çalışma sırasında ortaya çıkabilecek hatalara karşı esnek olduğunu göstermektedir¹⁷². Sınıflandırma için kullanıldıklarında algoritma, bir öğrenme aşamasındadır. Bu öğrenme sürecinde çıktı katmanına ulaşabilmek için w ağırlıkları hesaplandıktan sonra eldeki diğer veriler kullanılarak öğrenmenin ne kadar gerçekleştiğini bulmak için ağırlıkları test eder. Test sonucu bulunan ağırlıkların etkinliği doğrulandığı takdirde algoritma öğrenme işlemini tamamlamış demektir. Diğer durumda w ağırlıkları üzerinde düzeltme işlemleri yapılır. NN'nın öğrenmesi biraz zaman alır fakat bir kez öğrendikten sonra duyarlı olarak sınıflandırma yapabilmektedir¹⁷³.

Her yapay sinir hücresi girdi bağlantılarıyla aldığı birçok sinyalin ağırlıklı toplamını hesaplayarak, bu bilgiyi barındırdığı eşik seviyesiyle karşılaştırır. Eğer toplam girdi eşik seviyesinden düşükse, nöron tetiklenmez. Net değer eşik seviyesinden yüksekse, nöron çıktı bağlantılarını kullanarak bu bilgiyi diğer NN hücreleri ile paylaşır¹⁷⁴. NN'da işlem elemanı ağırlık değerlerinin belirlenmesinde (ağın eğitilmesi) ağırlıklar rastgele atanır. NN'ler kendilerine örnekler gösterildikçe bu ağırlık değerleri değişmektedir. Örnekler ağa defalarca gösterilerek en doğru ağırlık değerleri bulunmaya çalışılır ve doğru ağırlık değerine ulaşıldığında olay hakkında genelleme yapılır ise ağın öğrendiği belirtilebilir. Ağın eğitimden sonra öğrenip öğrenmediğini test etme işlemi eğitim sırasındaki bağlantı ağırlıkları değiştirilmeden daha önce ağın görmediği örnekler için çıktı üretmesi ile mümkün olur. Test çıktı değeri ne kadar iyi olursa eğitimin performansı da o kadar iyi demektir¹⁷⁵.

İleri sürümlü YSA'da kullanılan ağırlıklar her seferinde Δw kadar düzeltilerek yenilenir.

$$w_1 = w_1^{\text{eski}} + \Delta w_1 \quad (4)$$

Algoritmanın en hassas noktası Δw değerlerini bularak en uygun w ağırlıklarını elde etmektir. Bunun için her seferinde oluşan hatayı minimuma indirecek bir yapı kullanılır.

¹⁷² Akpınar, s. 243.

¹⁷³ Gökhan **Silahtaroğlu**, *Veri Madenciliği Kavram ve Algoritmaları*, Papatya Yayınları, İstanbul 2016, ss. 125-126.

¹⁷⁴ İkinci vd., s. 23.

¹⁷⁵ Öztemel, s. 55.

Gerçekte varolan değer g ile; w ağırlıklarıyla elde edilen değer de y ile gösterilirse en küçük kareler yöntemiyle elde edilecek hata fonksiyonu E şu şekilde hesaplanabilir¹⁷⁶:

$$E_r = \frac{1}{2} e^2 = \frac{1}{2} (g-y)^2 \quad (5)$$

Her bağlantı, bir aktivasyon fonksiyonu, çoğunlukla bir lojistik fonksiyon veya hiperbolik teğet girişlerinin ağırlıklı toplamı kullanılarak, her bir nöron arasındaki ilişkinin gücünü temsil eden bir (sayısal) ağırlık ile temsil edilir. Sinir ağı kullanılarak tasarlanan bir başarısızlık modeli, belirli bir firma için, finansal başarısızlık ihtimalini temsil eden bir gizli katman, bir çıktı nöronu ve bir girdi katmanından oluşan ağ ile aşağıdaki şekilde ifade edilebilen bir Z skoru hesaplamaktadır¹⁷⁷.

$$Z = f \left(f \left(\sum_{i=1}^n w_{ij} \cdot x_i \mid b_j \right) \cdot \left(\sum_{j=1}^p w_j \right) \mid b \right) \quad (6)$$

Formülde f aktivasyon fonksiyonu, n değişken sayısı, p gizli nöron sayısı, x_i girdi katmanı nöronları, w_{ij} girdi katmanı ve gizli katman arasındaki ilişkileri temsil eden ağırlıkları, w_j gizli katman ve çıktı katmanı grupları arasındaki ağırlıkları, b_j gizli nöronların ağırlıkları ve b çıkış nöronunun ağırlığını göstermektedir. Ağırlıklar ve sınıf üyeleri bir öğrenme süreci kullanılarak gözlemlerle tahmin edilmektedir¹⁷⁸. MDA ve LA'nın aksine, NN'ler açıklayıcı değişkenler ile bağımlı değişken arasındaki ilişkiyi bir eşitlikle temsil etmez. Bu ilişki, düğümler veya nöronlar arasındaki bağlantıların kuvvetini temsil eden ağırlık denilen değerleri içeren bir matris olarak ifade edilir¹⁷⁹.

Çalışmaya en uygun yapay sinir ağının tespitinde genellikle deneme yanılma yöntemi kullanılmakta ve çok sayıda test yapılmaktadır. Bu testlerde gizli katman sayısı, gizli katmanlardaki düğüm sayısı, momentum terimi, aktivasyon fonksiyonu, devir sayısı gibi parametrelerin çeşitli kombinasyonları denenmekte ve gerek eğitim

¹⁷⁶ Silahtaroglu, ss. 124-125.

¹⁷⁷ Öztemel, s. 55.

¹⁷⁸ Jardin, "A Two-Stage Classification Technique for Bankruptcy Prediction", p. 241.

¹⁷⁹ Jardin, "The Influence of Variable Selection Methods on the Accuracy of Bankruptcy Prediction Models", p. 25.

gerekse test seti üzerinde daha iyi performans gösteren ağ belirlenebilmektedir¹⁸⁰. Gizli katmanda yer alacak düğüm sayısını kesin olarak belirlemek zordur. Gizli katmandaki gereksiz her düğüm bilgisayarın çalışmasını uzatacak, gerekenden daha az düğüm kullanılması ise ağın öğrenme sürecini gerçekleştirememesiyle sonuçlanacaktır¹⁸¹. Çok katmanlı bir algılayıcı ağı içerisindeki girdi nöronları, finansal değişkenlere karşılık gelir ve çıktı katmanı, başarılı veya başarısız olma değerine karşılık gelen iki nöron içerir. Geri yayımlı öğrenme algoritması, hedef çıktı ile gerçek çıktı arasındaki hatayı en aza indirmek için ağırlık alanında bir sigmoid aktivasyon fonksiyonu ve bir gradyan arama kriteri kullanır. Bu nedenle, ortamdan öğrenme yoluyla performansını artırabilir¹⁸².

Denetimli öğrenmede çıktı değeri ile NN'nin verdiği çıktı değeri arasındaki hatanın ağırlıklara öğretilmesi amaçlanmaktadır. Bu hata en düşük değere ulaşmaya kadar ağ nöronları arasındaki ağırlıkları düzelterek iterasyona devam eder¹⁸³. ÇKA ağı denetimli öğrenme yöntemini kullanmaktadır. Eğitim sırasında girdiler ve çıktılar birlikte gösterilir. Ağın öğrenme kuralı en küçük kareler yönteminden delta öğrenme kuralının genelleştirilmiş durumudur¹⁸⁴. Geriye yayılma ağı, yayılma ve uyum gösterme olmak üzere iki aşamada işlemleri yaparken katmanlar arasında tam bağlantının bulunduğu çok katmanlı, ileri beslemeli ve denetimli olarak NN modeli eğitilmektedir. Bu işlemler sonucunda elde edilen fiili çıktı, olması gereken çıktı ile karşılaştırılır. Fiili ve olması gereken değerler arasında olması muhtemel fark her çıktı düğümü için bir hata sinyali olarak belirlenerek bu sinyaller her çıktı düğümüne karşı gelen ara katmandaki düğümlere aktarılır. Elde edilen hata sinyalleri ile bağlantı ağırlıkları her düğümde yeniden düzenlenir¹⁸⁵.

LA ile NN modelleri arasındaki model seçimine ilişkin karar, sınıflandırma amacına göre yapılmalıdır. Bir başarısızlık tahmini modeli geliştirmenin birincil amacı belirli bir gözlem grubunu olabildiğince doğru olarak sınıflandırmak ise, NN model

¹⁸⁰ Bekir Elmas, Emre Yakut ve Ömer Alkan, "İşletmelerin Mali Başarısızlığının Yapay Sinir Ağları ve Lojistik Regresyon Modeli ile Tahmin Edilmesi", *Finans Politik ve Ekonomik Yorumlar*, Cilt 48, Sayı 560, 2011, s. 51.

¹⁸¹ Akpınar, s. 260.

¹⁸² Wu et al., "Data Preprocessing and Data Parsimony in Corporate Failure Forecast Models: Evidence from Australian Materials Industry", p. 334.

¹⁸³ Ceren Uzar, "Finansal Bilgi Sisteminde Veri Madenciliği Teknolojisinin Kullanılması: Borsa İstanbul Üzerine Bir Uygulama", Dokuz Eylül Üniversitesi SBE, İzmir 2013, s. 48.

¹⁸⁴ Öztemel, s. 76.

¹⁸⁵ Akpınar, s. 256.

olarak kullanılabilir. Teorik olarak, NN modeli, kısıtlayıcı varsayımlara maruz kalmadığı için lojistik regresyon modelinden daha uygundur¹⁸⁶.

Uygun ağın belirlenmesi genellikle deneme yanılma ile olabilmektedir. Bu ise problem için uygun bir ağ oluşturulmaz ise olayın çözümlenememesi veya performansı düşük çözümlerin elde edilmesi ile sonuçlanabilir. Kısaca NN'ler kabul edilebilir çözümler üretebilir, ancak bunun en iyi çözüm olduğu kesin olarak bilinemez. Ağın parametre (öğrenme katsayısı, katman sayısı, işlem elemanı vs.) sayısının belirlenmesinde herhangi bir kural olmayıp parametrelerin belirlenmesi kullanıcının tecrübesine bağlıdır. Parametre değerlerinde bir kural oluşturulması zor olup her problem için ayrı ayrı değerlendirilmesi gerekmektedir. NN'ler yalnızca nümerik değerler ile çalışmaktadır. Ağın eğitiminin ne zaman bitirileceği konusunda hata düzeyi belirli bir değer altında ise eğitimin tamamlandığı kararı verilmektedir. Ancak en iyi öğrenmenin gerçekleştiği söylenememektedir¹⁸⁷.

NN yönteminin bilinen zayıf üç yönü bulunmaktadır. Bu zayıf yönlerden ilki NN'ler her durumda kesin olabilecek en iyi çözümü garanti etmez. İkincisi NN'ler iyi bilinen aşırı öğrenme sorununa sahiptir. Üçüncüsü ise NN'ler davranışların açıklanamadığı "kara kutu" olayına sahiptir. İlk iki problem, gizli düğüm ve öğrenme parametreleri sayısının ayarlanması ile ortadan kaldırılabilir. Fakat NN'lerin nasıl çalıştığını açıklamak kolay değildir ve NN'lerin karar vermeleri, katmanları ile gerçekleşir¹⁸⁸. NN'de bilgi, ağ bağlantı değerleri ile ölçülmekte ve bağlantılarda saklanmaktadır. Farklı diğer programlar gibi veriler bir veri tabanında veya programın içinde gömülü olmayıp bilgiler ağın üzerinde saklıdır ve ortaya çıkarılarak yorumlanması zordur¹⁸⁹.

2.2.2. Karar Ağaçları

Karar ağaçları (Decision Tree-DT) sınıflandırma ve tahminleme için sık kullanılan veri madenciliği yöntemleridir. DT'ler düşük maliyetli olması, anlaşılma ve yorumlanma kolaylığı, yüksek güvenilirlik nedeniyle en yaygın kullanılan sınıflandırma tekniklerinden biridir. DT kullanılarak yapılacak sınıflandırmanın öğrenme aşamasında

¹⁸⁶ Youn and Gu, p. 126.

¹⁸⁷ Öztemel, ss. 34-35.

¹⁸⁸ Chen, "Predicting Corporate Financial Distress Based on Integration of Decision Tree Classification and Logistic Regression", p. 11262.

¹⁸⁹ Öztemel, s. 31.

eđitim seti, model oluřturmak amacıyla analiz edilir. Modelin öğrenmesi ile test verisi, sınıflama kurallarının veya karar ağacının doğruluđunu belirlemek için kullanılır. Doğruluk kabul edilebilir oranda ise kurallar yeni verilerin sınıflamasında kullanılmaktadır¹⁹⁰. Karar ağaçları veya sınıflandırma ağaçları, parametrik olmayan bir veri madenciliđi tekniđidir. Ağaçlar, yuksekten alçađa doğru hareket ederken verilerin bölünmesine benzer bir süreçle oluřturulmaktadır¹⁹¹.

Bir DT doğal bir ağaçta olduđu gibi kök, dal, ve yapraklardan oluřmaktadır. Bir DT’de bu oluřum, kök düđüm, yaprak olmayan ara düđüm ve karar ağacının sona erdiđi noktalar ise yaprak düđüm kavramları ile ifade edilir. Kök düđümden başlayarak her hiyerarřide veri dizisi belirli kriterlere göre bölünmektedir. Her aşamadaki bölme iřlemi öğrenme süreci olarak ifade edilir¹⁹². DT’ler için iki ana görev türü vardır: sınıflandırma ağacı analizi ve regresyon ağacı analizi. DT’ler, veri madenciliđinde anlaşılması ve yorumlanması kolay olması, az veri hazırlıđı gerektirmesi, kısa sürede geniş bir veri setiyle çok iyi performans göstermesi nedeniyle giderek daha popüler hale gelmektedir. DT, sonuçları ve iliřkileri mükemmel řekilde görselleřtirir¹⁹³. DT’ler hem sayısal hem de kategorik veri seti ile model kurma yeteneđine sahiptir¹⁹⁴.

DT algoritmaları, bađımlı deđiřkeni sınıflandırmak için her bölgedeki en iyi bölmeyi sađlayacak deđiřkeni arayarak, sınıfları birbirinden ayıran bölme yaklařımı ile çalışmakta, sonra bölünmeden kaynaklanan dalları tekrar tekrar iřlemektedir. Kullanılan algoritma, bir DT üretmekte ve bu ağaç bir sınıflandırma kuralları setine dönüşmektedir¹⁹⁵. Bir ağacın en üstteki düđümü en yüksek bilgi kazanımı olan kök düđümdür. Kök düđümden sonra, en yüksek bilgi kazanımı olan kalan deđiřkenlerden biri, bir sonraki düđüm için test olarak seđilir. Bu süreç, nitelikler karşılařtırılıncaya kadar veya daha fazla bölümlenebilecek örnek kalmayıncaya kadar devam eder¹⁹⁶.

DT’lerin oluřturulmasında hangi algoritmanın kullanıldıđı konusu önemlidir. Kullanılan algoritmaya göre ağacın řekli deđiřebilir. Ağaç yapılarının deđiřik olması sınıflandırma sonuçlarının da farklı olmasına neden olacaktır. DT oluřturulurken

¹⁹⁰ Çalış vd., s. 5-6.

¹⁹¹ Gepp and Kumar, p. 398.

¹⁹² Akpınar, s. 204.

¹⁹³ Delen vd., p. 3976.

¹⁹⁴ Chen, “Predicting Corporate Financial Distress Based on Integration of Decision Tree Classification and Logistic Regression”, p. 11262.

¹⁹⁵ Özdađođlu et al., p. 70.

¹⁹⁶ Tsai et al., “A Comparative Study of Classifier Ensembles for Bankruptcy Prediction”, p. 977

değişkenler düğümü temsil edecek ve her düğümden sonra dallanma ile diğer düğümlere geçiş yapılacaktır. Bu işlem esnasında en önemli nokta hangi değişkenin ilk düğüm yani kök düğüm olacağıdır. Seçilen değişken, veritabanını kabaca iki eşit parçaya bölebilmelidir. Kök düğümden sonra alt dalların belirlenmesinde de aynı yöntem uygulanır¹⁹⁷. Sınıflandırma ağaçlarında en önemli sorunlardan birisi kökten itibaren bölümlenmenin veya dallanmanın hangi kritere göre yapılacağıdır. Sınırlı sayıda örneklemeden oluşan bir eğitim kümesinden faydalanarak olası tüm ağaçların ortaya çıkarılması ve içlerinden en uygun olandan başlanması kolay değildir. DT algoritmalarının çoğu başlangıçta bir takım değerler hesaplayarak ağacı oluşturmaktadır. Bu amaçla entropi kullanılabilir ve ağacın dallanması entropinin alacağı değere göre gerçekleştirilebilir¹⁹⁸. Birçok özel DT algoritması olsa da, ID3, C4.5, C5.0, CART, CHAID ve QUEST algoritmaları en çok kullanılan algoritmalar¹⁹⁹.

DT modelleri karmaşık karar kurallarına sahip olabilirler. Önemli olan hangi açıklayıcı değişkenlerin kullanılması ve bölünmenin hangi değerde olması gerektiğidir. Ağaç modeli, bölünmeleri ve açıklayıcı değişkenleri belirlemek için başlangıçta bütün örnek, tek bir sınıf olarak değerlendirilmekte ve sınıf farklılıklarını en aza indirgeyen bölme özyinelemeli bölümlenme ile seçilir ve daha sonra sınıf, bir değişken kullanarak iki alt kümeye bölünür²⁰⁰. İstatistiksel yöntemler veya NN'de veriden bir fonksiyon öğrenildikten sonra bu fonksiyonun kullanıcı tarafından anlaşılabilir bir kural şeklinde yorumlanması zordur. DT ise oluşturulduktan sonra ağaç kökten yaprağa doğru inilerek kurallar (IF-THEN rules) yazılabilir²⁰¹. İşletme finansal başarısızlık öngörü uygulamasında DT'ler, yaprak düğümleri sınıflandırma gruplarını (başarılı veya başarısız) temsil eder ve yapraksız düğümlerin her biri bir bölme veya karar kuralı içerir. Bölme kuralları, her vaka (işletme) için değerlendirilen ve bir kesme değeriyle karşılaştırılan bir ifade (genellikle bir finansal oran) içermektedir²⁰².

DT'de iki ana hedef sözkonusudur. Sınıflandırma ağaçları olarak isimlendirilen ilk grupta verilerin olabildiğince homojen sınıflandırılması, ikinci grup olan regresyon

¹⁹⁷ Silahtaroglu, s. 71.

¹⁹⁸ Yalçın **Özkan**, *Veri Madenciliği Yöntemleri*, 3. Basım, Papatya Yayınları, İstanbul 2016, ss. 42-44.

¹⁹⁹ Delen vd., p. 3976.

²⁰⁰ Okay, s. 15.

²⁰¹ Uzar, s. 44.

²⁰² Gepp et al., "Business Failure Prediction using Decision Trees", p. 539.

ağaçlarında ise tahmin modellerinin kurulması hedeflenmektedir. DT’de kullanılan algoritmaların ayrıldığı özellikler²⁰³;

- Kullanılan ölçü skalası
- Düğümlerden ortaya çıkan yeni düğüm sayısı
- Büyümeyi durdurma kriteri
- En iyi bölen özniteliğin seçilmesi
- Budama süreci’dir.

Ağaç oluşturulmasında, kurulan sistem ile ağaç belirlenen düzeyde çalışıyorsa dallanma durdurulur ve sınıflandırma tamamlanır. Durdurma kriteri ağacın hassasiyetini de belirler. Ağacın geç durdurulması dallanmayı artıracak, ağaç daha geniş olacak, çalışma süresi uzayacak ve bunun sonucu olarak daha duyarlı sonuç elde edilecektir. Ağacın erken durdurulması ise hızlı çalışma avantajı elde edilirken tam öğrenmenin gerçekleşmemesi olasılığı olacaktır²⁰⁴.

Bir DT’de bir alt ağacın atılması ve yerine bir yaprak yerleştirilmesi işlemi DT’nin budanması olup alt ağacın yerine yaprak yerleştirmekle algoritma “öngörülü hata oranını” azaltmayı ve sınıflandırma modelinin kalitesini artırmayı amaçlar. Budama süreci, ağacın daha sağlıklı olabilmesi için incelen dalların kesilmesi işlemidir. Budama ile ağacın küçültülerek derli toplu bir hale getirilmesi ve ezbere öğrenme sorununun giderilmesi amaçlanmaktadır. Özellikle az sayıda nesneyi bünyesinde barındıran yaprak düğümlerin ağaçtan kesilmesi önemlidir. Ağacın aşırı küçültülmesi ise örneklem hakkında yeterli bilginin elde edilmesini engellemektedir²⁰⁵. DT’nin dallara ayrılmasından önce yapılan zayıf dalların kesilmesi işlemine “ön budama” adı verilir. Bu şekilde daha az karmaşık bir ağaç üretilmiş olur. Bölme işlemine son verilmesi durdurma ölçütü olarak X^2 gibi istatistiksel testlere dayanır. Bölünme öncesi ve sonrasında kayda değer fark olmaz ise sözkonusu düğüm bir yaprak olarak gösterilir²⁰⁶.

DT’ler etkileşimleri kolayca modelleyebilen ve eksik verileri işleyebilen, aynı zamanda otomatik hale getirilmiş sistemlere kolayca uygulanabilen güçlü, çok

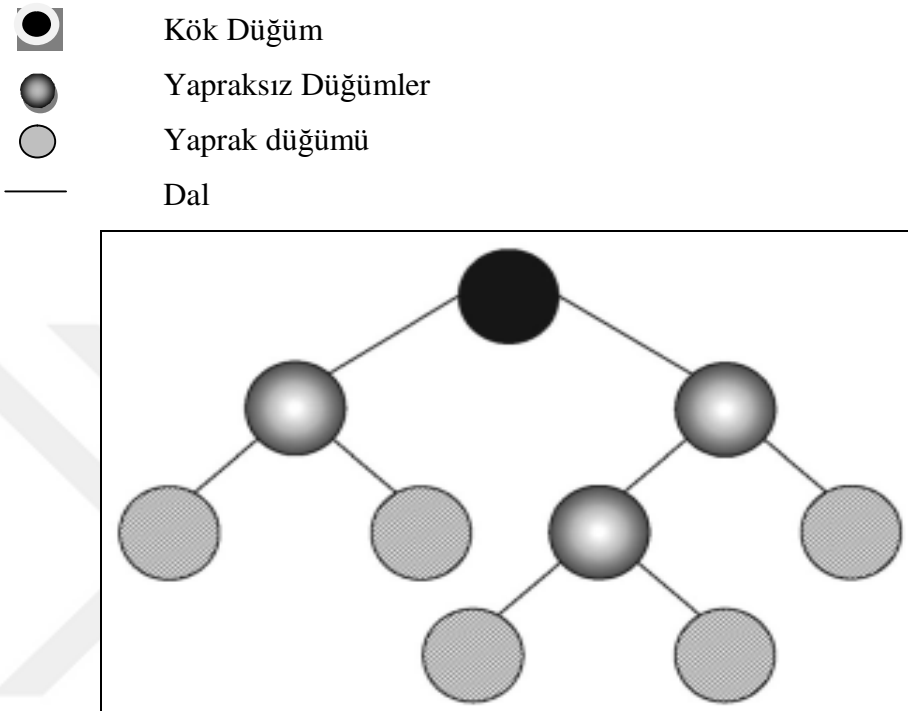
²⁰³ Akpınar, ss.205-206.

²⁰⁴ Silahtaroglu, s. 74.

²⁰⁵ Akpınar, s. 218.

²⁰⁶ Özkan, s.78.

değişkenli bir yaklaşımdır²⁰⁷. Finansal başarısızlık tahmininde önemli DT yapı algoritmaları; sınıflandırma regresyon ağaçları (CART) ve C5.0 gibi algoritmalar²⁰⁸. Şekil 3.1’de, basit bir karar ağacı görüntüsüne yer verilmiştir.



Şekil 3.1. Basit karar ağacı

Kaynak: A. Gepp, K. Kumar and S. Bhattacharya, “Business Failure Prediction using Decision Trees”, Journal of Forecasting, Issue 29, 2010, p. 537.

DT’nin avantajları;

- En büyük avantajı, parametrik olmamasıdır. Parametrik olan MDA ve LA analizlerinden farklı olarak, DT’lerin oluşturulması için dağılım ile ilgili varsayımlar yoktur. Bu nedenle, değişkenlerin dönüştürülmesine gerek kalmamaktadır. DT’lerin sahip olduğu tek varsayım, (bunlar finansal başarısızlık tahmininde ortak varsayımlardır) başarılı ve başarısız grupların ayırık, örtüşmeyen ve açıkça tanımlanabilir olmasıdır²⁰⁹.

²⁰⁷ Gepp and Kumar, “Predicting Financial Distress: A Comparison of Survival Analysis and Decision Tree Techniques”, p. 398.

²⁰⁸ Gepp et al., “Business Failure Prediction using Decision Trees”, s. 540.

²⁰⁹ Gepp et al., “Business Failure Prediction using Decision Trees”, p. 540.

- DT'ler eksik değerler ve kalitatif verileri işleyebilir, ayrıca kullanıcı dostu bir grafik formatında kolayca gösterilebilir. Diğer yöntemler verinin normal dağılmamasına veya eksik değerlere karşı son derece hassas karar ağacı modelleri verinin fazla bir önışleme tabi tutulmasına gerek duymamaktadır²¹⁰.
- DT'lerin bir diğer avantajı, girdi olarak Tip I ve Tip II hataları için farklı yanlış sınıflandırma maliyetleri alabilmeleridir.
- DT'lerin ayırma kurallarının genellikle tek değişkenli olması DT'lerin yorumunu basitleştirirken, kök düğüm en önemli değişkeni içerdiğinden MDA ve LA'nın aksine önemli değişkenlerin kolayca tanımlanmasını sağlar. Diğer değişkenlerin nispi önemleri, kök düğümle olan yakınlıkları karşılaştırılarak bulunabilir; dolayısıyla kök düğümüne daha yakın düğümlerin daha belirgin değişkenler içerdiği söylenebilir.
- Sürekli ve kategorik değerleri bir arada veya ayrı ayrı kullanabilen DT algoritmaları bulunmaktadır²¹¹.

DT'nin dezavantajları²¹²;

- DT algoritmaları çoğu zaman eğitim verisini genelleştiremediğinden, ezber öğrenme sorununun yoğun olmasından dolayı budamanın etkin bir şekilde kullanılması gerekmektedir²¹³.
- Başarılı ve başarısız işletmelerde girdi olarak önceden olasılıkların belirlenmesi gerekmektedir. Bu önceden belirlenen olasılıklar genellikle keyfi olarak atanmakta, bu da DT'ye yanıltıcı bir unsur eklenmesine neden olmaktadır.
- DT'lerde veri dizisinin bölünmesi, değişken seçiminde kullanılan kriterlerin yetkinliğine bağlı olduğundan bu kriterlerin en iyi bölmeyi gerçekleştireceğinin bir garantisi olmadığı için, elde edilenlerin en iyi sonuçlar olacağını söylemek de mümkün olmaz²¹⁴.
- DT'ler bir tekrar değişkeni içeren sonraki kuralları belirlerken, önceki kuralları gözden geçirmedeği için eleştirilmektedir. Bu DT'lerin kuramsal bir zayıflığıdır, ancak MDA ve LA'da yaygın olarak kullanılanlar gibi ileri adımlı yaklaşımların hepsinde önceden dâhil edilmiş değişkenlerin incelenmemesi gibi benzer bir

²¹⁰ Akpınar, s. 218.

²¹¹ Akpınar, s. 218.

²¹² Gepp et al., "Business Failure Prediction using Decision Trees", s. 540.

²¹³ Akpınar, s. 219.

²¹⁴ Akpınar, ss. 218-219.

zayıflık bulunmaktadır. Bu zayıflığın, DT'lerin sınıflandırma ve öngörü kabiliyetini önemli ölçüde azalttığına dair bir kanıt bulunmamaktadır.

- DT yaklaşımı, grup üyeliği olasılığının (başarı veya başarısızlık) üretilmediği ayrı bir puanlama sistemine sahiptir. Bunlar, sürekli puanlama sistemi olan MDA ve LA modelleriyle karşılaştırıldığında DT'lerin başlıca dezavantajlarıdır²¹⁵.

2.2.2.1. Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları (CART, C&RT)

1950'li yılların sonundan itibaren çeşitli DT öğrenme algoritmaları geliştirilmiştir. Bu algoritmaların önemli bir kısmı sınıflandırma, diğer bir kısmı ise tahminlemeyi amaçlamaktadır. CART gibi algoritmalar ise her iki işlevi birden yerine getirebilmektedir²¹⁶. CART, sürekli veya kategorik değişkenleri işleyebilen ikili bir karar ağacı algoritması olup yinelemeli olarak çalışmaktadır. Veriler, her alt kümedeki örneklerin önceki alt kümeden daha homojen olmasını sağlamak için iki alt küme halinde bölünür; homojenlik ölçütü veya diğer durdurma kriterleri yerine getirilene kadar iki alt grup tekrar bölünür. Buna ek olarak CART, veriden en iyi şekilde yararlanmak için yedek bölmeyi kullanarak eksik değerleri işler²¹⁷.

Hangi düğümün kök düğüm olacağına karar vermenin dışında düğümün hangi noktadan ikiye ayrılması gerektiğini de hesaplar. CART dallara ayırma kriterini hesaplarken kayıp verileri dikkate almaz. Algoritmanın ürettiği ağaç yapısı ikili ağaçtır. Herhangi bir düğümdeki s dallara ayırma kriteri $\psi(s/t)$ olarak gösterilirse; hesaplanan $\Psi(s/t)$ değerleri içinden en büyük değere sahip nokta, düğüm olarak seçilir ve işlem tüm yapraklara kadar aynı şekilde devam ettirilir²¹⁸.

$$\psi(s/t) = 2P_L P_R \sum_{j=1}^2 |P(C_j|t_L) - P(C_j|t_R)| \quad (7)$$

t	: Dalların yapılacağı düğüm
c	: Kriter
L	: Ağacın sol tarafı
R	: Ağacın sağ tarafı

²¹⁵ Gepp et al., "Business Failure Prediction using Decision Trees", s. 541.

²¹⁶ Akpınar, ss. 217-218.

²¹⁷ Delen vd., p. 3976.

²¹⁸ Silahtaroglu, s. 83.

P_L, P_R : Öğrenim kümesindeki bir kaydın sağda veya solda olma olasılığı
 $|P(C_j|t_L)-P(C_j|t_R)|$: C sınıfındaki bir kaydın sağda veya solda olma olasılığı

CART yönteminin avantajları; uygulanmasının kolay olması, doğrusal (parametrik) olmayan tahmin ve yüksek düzeyde doğru ve istikrarlı bir sonuç elde edilmesidir. CART, MDA ve LA gibi klasik yöntemlere göre daha popüler bir alternatif olarak benimsenmiştir. Yapı kuralları yerine getirildiğinde yalnızca belirli bir nesnenin belirli bir sınıfa ait olduğunu göstermekle kalmaz aynı zamanda nesnelerin sınıflandırılmasında hangi değişkenlerin önemli olduğunu da belirtir²¹⁹. Ağacın her terminal düğümü, ağacın yapımı sırasında bölme kararının nasıl verildiğine ilişkin bilgileri içeren bir kurallar seti üretir²²⁰.

Finansal başarısızlık tahmini alanında, CART analizinin amacı, örnek bir şirketin finansal başarısızlığa girip girmeyeceğine ilişkin doğru sınıflandırmasına olanak tanıyan bir “eğer-o zaman” kuralları belirlemektir. Mümkün olan en iyi tahmin doğruluğunun sağlanması için CART, yanlış sınıflandırma oranı ve varyansı dikkate alarak yanlış sınıflandırma maliyetini en aza indirmek üzere yapılandırılmıştır²²¹. Ağacın büyüklüğü doğru bir şekilde belirlenirken, eğitim verilerini kullanmak yerine, budama sırasındaki her ağacın bağımsız test verileri üzerindeki öngörme performansının değerlendirilmesi veya çapraz doğrulama yoluyla belirlenir. Optimal ağacın seçilmesi, test-veri tabanlı değerlendirme sonrasında gerçekleşir. Bu mekanizma, isteğe bağlı veya otomatik sınıf dengeleme, eksik değerleri işleme özelliğinin yanı sıra maliyete duyarlı bir öğrenme sağlar²²².

CART algoritması iki işlemi kullanır. Birincisi ağacın büyümesini yönetir. Bu aşamada, CART bölünmeyi gerçekleştirmek için Gini indeksi kullanır. İlk olarak hangi nitelikten bölüneceği ve bölünme değeri Gini indeks değerine bakılarak hesaplanır. Gini indeks değeri veri setindeki varlıkların oranı olarak tanımlanabilir. İki varlığın Gini değeri aynı çıkarsa sonuç dağılımları aynı demektir²²³.

²¹⁹ Chuang, p. 175

²²⁰ Chuang, p. 182.

²²¹ Li et al. “Predicting Business Failure Using Classification And Regression Tree: An Empirical Comparison With Popular Classical Statistical Methods and Top Classification Mining Methods”, p. 5899.

²²² Delen vd., p. 3976.

²²³ M. Fatih **Adak** ve Nilüfer **Yurtay**, “Gini Algoritmasını Kullanarak Karar Ağacı Oluşturmayı Sağlayan Bir Yazılımın Geliştirilmesi”, *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, Cilt 6, Sayı 3, Eylül 2013, ss. 2-3

$$Gini_{Sol} = 1 - \sum_{i=1}^k \left[\frac{L_i}{|TSol|} \right]^2 \quad (8)$$

$$Gini_{Sağ} = 1 - \sum_{i=1}^k \left[\frac{R_i}{|TSağ|} \right]^2 \quad (9)$$

Denklem 8 ve 9'daki sembollerin sırasıyla açıklamaları

k= Sınıfların sayısı

T= Bir düğümdeki örnek sayısı

T_{Sol}= Sol koldaki örneklerin sayısı

T_{Sağ}=Sağ koldaki örneklerin sayısı

L_i= Sol kolda i kategorisindeki örneklerin sayısı

R_i = Sağ kolda i kategorisindeki örneklerin sayısı

Hesaplanan bu sol ve sağ değerler Gini değerinin hesaplanmasında kullanılır.

Gini değeri denklem 10 kullanılarak bulunmaktadır.

$$Gini = \frac{1}{n} (|T_{Sol}| Gini_{Sol} + |T_{Sağ}| Gini_{Sağ}) \quad (10)$$

Her bir nitelik için hesaplanan Gini değerleri arasından en küçük olanı seçilir ve bölünme bu nitelik üzerinden gerçekleşir. Ağaç durdurma kriterine ulaşına kadar büyümekte, ikinci aşamada ağaç gereksiz dalları kaldırmak üzere budamaktadır. Budama genellikle bir test örneği kullanılarak yapılır ve belirli bir ağacın tahmin performansı tatmin edici olduğu zaman durdurulur²²⁴.

2.2.2.2. C5.0 Algoritması

En yaygın kullanılan karar ağacı algoritması Quinlan'ın ID3 algoritmasının geliştirilmiş hali olan C4.5 algoritmasıdır. C5.0 algoritması da C4.5'in geliştirilmiş hali olup özellikle büyük veri setleri için kullanılmaktadır. Her iki algoritmanın sonuçları aynı olsa da C5.0 biçim olarak daha iyi karar ağaçları oluşturmaktadır²²⁵.

²²⁴ Jardin, "A Two-Stage Classification Technique For Bankruptcy Prediction", ss. 240-241.

²²⁵ Çalış vd., s. 6.

Sayısal öznitelik değerlerinin kategorik değerlere dönüştürülebilmesi için C4.5 bir t eşiğine göre iki parçaya bölünmekte ve her bir bölünme için bilgi kazancı hesaplanmaktadır. Bu işlemle en büyük kazancı sağlayacak bölünmenin elde edilmesi amaçlanmaktadır²²⁶. C5.0 algoritması C4.5 üzerinde bir takım yenilikler sunmaktadır. C4.5'ten önemli ölçüde daha hızlıdır, C4.5'tan daha verimli bir hafızaya sahiptir. Benzer sonuçlar üretirken oldukça küçük bir karar ağacı oluşturur. Ağaçları geliştirir ve tahmine daha fazla doğruluk kazandırmaktadır. Farklı nitelikleri ve yanlış sınıflandırma türlerini ağırlıklandırmayı mümkün kılar, ayrıca verileri otomatik olarak aldığı için gürültüyü azaltmaya yardımcı olmaktadır²²⁷.

2.3. Finansal Başarısızlık Tahmini ile İlgili Yapılmış Çalışmalar

Finansal sıkıntı tahmini, finansal başarısızlık tahmini, iflâs tahmini, güncelliği devam eden bir konu olarak muhasebe, finans ve mühendislik gibi çeşitli alanlarda karar vermede önemli bir rol oynamaktadır. Yaklaşık 60 yıldır finansal başarısızlık tahmini ile ilgili akademik araştırma devam ettiğinden, bu konuda araştırmacılar için karmaşık görülebilecek kadar fazla sayıda literatür bulunmaktadır²²⁸.

Finansal sıkıntı, finansal başarısızlık ya da iflâs tahmin doğruluğunu geliştirmek en çok araştırılan konulardan biridir. Amaç iyi performans gösteren modelin hangi koşullar altında olduğu bilgisine ulaşmaktır. Bazı yazarlar doğru modelleri oluşturmaya yönelmişlerdir. Diğerleri, bazı değişkenlerin diğerlerinden daha iyi olup olmadığını belirleyen değişkenler üzerine odaklanmaktadır²²⁹. Mevcut literatür, finansal başarısızlık tahminini dört farklı yönden incelemektedir. Bunlar; finansal başarısızlığın tanımı, finansal başarısızlık tahmin modellemesi, finansal başarısızlık tahmini için örnekleme yaklaşımları ve finansal başarısızlık tahminine yönelik değişken seçim yaklaşımlarıdır²³⁰. Tablo 3.1'de literatür özeti yerli ve yabancı literatür çalışmaları genel hatları ile kronolojik olarak verilmektedir.

²²⁶ Özkan, s. 65.

²²⁷ Delen vd., p. 3976.

²²⁸ Sun et al., "Predicting Financial Distress and Corporate Failure: A Review From The State-of-The-Art Definitions, Modeling, Sampling, and Featuring Approaches", p. 41.

²²⁹ Philippe du **Jardin**, "Predicting Bankruptcy Using Neural Networks and Other Classification Methods: The Influence of Variable Selection Techniques on Model Accuracy", *Neurocomputing*, Issue 73, 2010, p. 2047.

²³⁰ Sun et al., "Predicting Financial Distress and Corporate Failure: A Review From The State-of-The-Art Definitions, Modeling, Sampling, and Featuring Approaches", p. 41.

Tablo 3.1. Literatür özeti

Yazar Adı	Çalışma Yılı	Yöntem	Sonuç
Chen et al.	2006	Çok Değişkenli Diskriminant Analizi (MDA), Lojistik Regresyon (LA), Karar Ağacı (DT) ve Yapay Sinir Ağları (YSA, NN)	Tahmin doğruluğu % 78'den% 93'e kadar bir aralık sağlar. LA ve NN modelleri, en iyi tahmin modelleri olarak gösterilmiştir. LA ve NN modellerinin optimal tahmin modelleri olduğunu ve en düşük toplam yanlış sınıflandırma maliyetini sağladığını göstermektedir.
Torun	2007	MDA, LA, NN	Yapay sinir ağının (NN) kontrol/test seti üzerindeki doğru sınıflandırma oranları bir yıl öncesi için % 90, iki yıl öncesi için % 86,7'dir. Kontrol/test seti üzerinde ise üç ve dört yıl önceden en iyi tahmini NN yaparken, beş yıl öncesinde en iyi performansı LA göstermiştir.
Muller et al.	2009	MDA, Özyinelemeli Bölümleme (RP), LA ve Yapay Sinir ağları (NN)	LA (% 83,5) tarafından yakından takip edilen NN (% 84,8), tüm teknikler için en iyi genel öngörü doğruluğu sağlamıştır. LA ve NN teknikleri en iyi genel öngörme doğruluğunu sağlarken MDA ve RP teknikleri en "başarısız" şirketleri doğru olarak tahmin etmektedir.
Çelik	2009	MDA, NN	MDA için başarısızlıktan 1,2 ve 3 yıl öncesi için başarılı firmalar için sırasıyla % 92,8, % 92,9, %91,4 oranlarında doğru tahminleme yapılmıştır. Başarısızlıktan 1,2 ve 3 yıl öncesinde başarısız işletmeler için sırasıyla %87,3, %90,8, %75,4 oranlarında doğru tahmin yapılmıştır.YSA için 1 ve 2 yıl öncesi için başarılı ve zarar eden firmaları sırasıyla %94,9, %95,3 ile aynı oranda doğru tahmin etmiş, üç yıl öncesi için başarılı firmaları %96,8 ve zarar eden firmaları %85,9 oranında doğru tahmin etmiştir.
Doğrul	2009	LA, CART, NN	Finansal başarısızlığı bir yıl önceden LA ile CART, %92,9, NN %90 oranında doğru tahmin etmiş, iki yıl önceden, LA %88,6, CART %94,3, NN %85 oranında başarı ile tahmin etmiş, üç yıl önceden başarıyla tahmin etme oranları ise; LA için %75,7, CART analizi için %90 ve NN için %82,8 sınıflandırma doğruluğuna ulaşılmıştır.
Li, Sun and Wu	2010	MDA, LA, SVM, kNN ve CART	Kısa vadeli finansal başarısızlık tahminlemede ortalama sınıflandırma doğruluğu yönünden CART> SVM> kNN> MDAFS-CART> MDA> LA olduğu tespit edilmiştir. SVM, kNN ve CART'ın üç metodu, 30 test veri seti üzerinde maksimum doğruluk, yani % 97.78 oranını üretmektedir.
Öztürk	2010	MDA, LA	LA sonucunda kurulan model ile başarısızlıktan 1,2,3,4,5 yıl öncesinde sırasıyla %85, %76, %71, %71, %65 doğru sınıflandırma oranına sahiptir. Adımsal MDA sonucunda kurulan model ile başarısızlıktan 1,2,3,4,5 yıl öncesinde sırasıyla %79, %76, %71, %68, %65 düzeyinde doğru sınıflandırılmıştır

Tablo 3.1. Devamı. Literatür özeti

Gepp et al.	2010	C5.0, CART, MDA, LA	CART modeli, yanlış sınıflandırma maliyetleri üzerinde en tutarlı öngörme kabiliyetine sahiptir. C5.0 algoritması CART ile karşılaştırıldığında daha karmaşık ağaçlar üretmiştir. DT, altı finansal oran ve sürekli verilerle tahmin etmede NN'lerden ve LA'den daha iyi performans göstermiştir. Başarılı ve başarısız olan işletmeler arasındaki sınıflandırmayı gerçekleştirmek için farklı DT tekniklerinin hepsinin MDA'dan daha iyi performans gösterdiği görülmüştür.
Chen	2011	C5.0, CART, CHAİD ve LA	DT'nin 2,4 dönem öncesi ortalama doğruluk oranının LA'dan daha iyi olduğunu fakat LA 6 ve 8 dönem öncesinde DT modellerinden daha iyi bir doğruluğa sahip olduğu bulgusuna ulaşılmıştır. C5.0 algoritmasının doğruluk oranı CART ve CHAID'den daha iyi olduğu sonucuna ulaşılmıştır.
Kılıç	2011	C5.0, NN	C5.0 tekniği eğitim grubunda NN'ye göre daha yüksek tahmin başarısı elde ederken, test grubunda NN tekniği daha başarılı sonuçlar üretmiştir. NN tekniğinin finansal başarısızlığı tahminlemedeki performansının C5.0 tekniğine göre daha yüksek olduğu sonucuna ulaşılmıştır.
Chen	2011	C5.0, CART, SVM,	C5.0 ve CART'ın yaklaşan iflâslar için en iyi tahmin performansı sağladığını göstermektedir. Diğer bir sonuç evrimsel hesaplamalı Destek Vektör Makineleri (SVM'ler), sağlıklı ve sıkıntılı firmalar için yüksek doğrulukta kısa ve uzun vadeli performans tahminlerinde iyi bir denge sağlamaktadır.
Elmas vd.	2011	LA, NN	LA 2007 yılı başarısızlık yılı olarak alındığında 2006 yılı için kontrol seti verileri ile %79 doğrulukla, NN analizi kontrol grubu üzerinden de %79 doğrulukla tahmin yaptığı saptanmıştır
Jardin	2012	MDA, LA, NN	NN, MDA'dan ve az da olsa LA'dan daha iyi performans sergilemektedir. Sınıflandırmada en iyi sonuç % 88.92 - test örneklerinde en iyi NN, bunu % 86.02 ile LA için ve % 83.86 ile MDA izlemiştir.
Yakut	2012	C5.0, SVM, NN	Sınıflandırma doğruluğu açısından sıralama yapıldığında NN>C5.0> SVM olarak tespit edilmiştir. Başarısızlıktan bir yıl öncesi verilerle yapılan analizde % 95,8'lik doğru sınıflandırma yüzdesi elde edilmiştir.
Salehi and Fard	2013	Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (PSO), CART ve Destek Vektör Veri Tanımı (SVDD)	PSO modelinin doğruluk oranı diğer iki yöntemden daha yüksek olarak bulunmuştur. İkinci en iyi sınıflandırma doğruluğu CART modeli tarafından sunulmuştur. Analiz sonuçları PSO ve CART'ın SVDD'den önemli ölçüde farklı olduğunu ve SVDD'den daha iyi bir tahmin modeli sunabildiğini göstermektedir.

Tablo 3.1. Devamı. Literatür özeti

Delen	2013	CHAID, C5.0, QUEST ve CART	Sonuçlar CHAID ve C5.0 karar ağacı algoritmalarının en iyi tahmin doğruluğuna sahip olduğunu göstermiştir.
Tsai et al.	2014	NN, SVM, DT	DT toplulukları en iyi performansı göstermiştir. Wilcoxon işaretli sıra testi ayrıca DT topluluklarının, diğer sınıflayıcı topluluklarından önemli ölçüde farklı performans sergilediğini ortaya koymaktadır
Gepp and Kumar	2015	MDA, LA, COX, CART	DT'ler, özellikle CART modeli, diğer tekniklerden daha iyi sınıflandırma doğruluğuna sahiptir. CART, Cox ve MDA modellerinin genel tahmini doğruluğu çok benzerdir. LA için mali sıkıntı tahmininde DA'ya kıyasla belirgin olarak daha düşük performans göstermesi alışılmadık bir durumdur.
Öcal vd.	2015	C5.0 ve CHAID	CHAID algoritmasının genel doğruluk oranı ve başarısız şirketler için doğru sınıflandırma oranı aynı gözlemler için C5.0 algoritmasından elde edilen oranlardan daha büyük olmasına rağmen, C5.0 algoritması tarafından oluşturulan model başarılı şirketlerin sınıflandırılmasında CHAID'in modelinden daha üstün olduğu sonucuna ulaşılmıştır.
Liang et al.	2015	GA, SVM, RBF SVM, k-NN, Naïve Bayes, CART ve MLP	CART ve SVM tahmin kesinliği için en yüksek orana sahiptir. Tip I hatası için sırasıyla MDA ve GA, Çin ve Tayvan veri kümeleri üzerinde en düşük sonucu gerçekleştirmektedir. GA, kredi puanlama veri kümeleri üzerinde diğerlerinden daha iyi performans gösterirken, LA, iflâs öngörüsü veri kümeleri üzerinde diğer yöntemlerden daha iyi performans göstermektedir.
Okay	2015	DT, MDA, PROBIT, LA, QDA	Tüm verilerle toplam doğruluk oranları sırasıyla DT %89.06 > MDA %79.69 = PROBIT %79.69 > LA%76.56 > 76.55 QDA olarak tespit edilmiştir. Test örnekleri toplam doğruluk oranları NN %81.3 > QDA %79.4 > SVM % 78.8 > MDA % 77.5 > LA %76.9 = PROBIT %76.9 > TREE %68.1'dir. Test örneğinde ağaç modeli,% 68 ile en düşük doğruluk oranına sahiptir.
Kaygın	2016	CHAID, C5.0, LA	CHAID, C5.0 ve LA her üç modelde de özellikle 2012 yılının tahmin gücünün yüksek olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Lojistik Regresyon Modeli 2012 yılı için 34'ü doğru, 2'si ise yanlış sınıflandırılmış ve modelin başarı oranı %94,44 sınıflandırma doğrulukları karşılaştırıldığında LA modelinin daha başarılı olduğu saptanmıştır.

Kaynak: Literatür incelemesi sonucunda yazar tarafından oluşturulmuştur.

2.3.1. Finansal Başarısızlık Tahmini Üzerine Yurt Dışında Yapılmış Çalışmalar

Literatürde yurt dışında yapılmış bazı çalışmalar özet olarak aşağıda belirtilmektedir.

Chen vd. (2006), çalışmalarında, Çin'de finansal başarısızlığı öngörmeye finansal oranların kullanılabilirliğini incelemek için "MDA, LA, DT, NN" analizlerini kullanmışlardır. Halka açık şirketlerin finansal bilgileri, Çin Hisse Senedi Piyasası, Muhasebe Araştırma Veritabanı ve Data Stream'den toplanmıştır. Çin Stock Star Veritabanı'ndan temin edilebilen ST (special treatment, özel muamele gören) şirketlerin listesi, Aralık 1999-Haziran 2003 dönemini kapsamaktadır. ST ve ST olmayan firmaların örneği, eğitim ve test alt örneklerine ayrılmıştır. Tahminlemede örneklem setinin %70'i eğitim için ve %30'u test için seçilmiştir. Eğitim kümesi ön model oluşturmak için, doğrulama kümesi ise tahmin sırasında model ağırlıklarını test etmek ve ayarlamak için kullanılmıştır. Analizlerde k-katlı çapraz doğrulama uygulanmıştır. Çalışmada geri yayımlı öğrenme ile tek gizli katmanlı model seçilmiştir. Her bir yöntemin tahmin doğruluğu %78'den %93'e kadar farklı oranlarda yer almaktadır. Analiz sonucunda LA ve NN modellerinin en iyi tahmin modelleri olduğu ve en düşük toplam yanlış sınıflandırma maliyeti sağladığı görülmüştür²³¹.

Jardin (2009), çalışmasında son kırk yılda iflâs öngörme modelleri hakkında yazılmış olan 190 çalışmayı incelemiştir. Çalışmaların ilki (%46'sı), modelleme teknikleri üzerine yoğunlaşmıştır. Amaç, sınıflandırma ve regresyon yöntemlerinin doğru modeller oluşturma yeteneğinin derinlemesine anlaşılmasını sağlamaktır. İkincisi (% 23), açıklayıcı değişkenler üzerine yoğunlaşmıştır. Buradaki amaç, model doğruluğu açısından en iyi değişkenleri bulmaktır. Üçüncüsü (%11), bir modelin tahmin edebileceği başarısızlık türleri üzerine yoğunlaşmıştır. Dördüncüsü (% 7), bir modelin doğruluğunu etkileyebilecek faktörler; örneklem büyüklüğü, bir örneklemdeki her bir grubun göreceli boyutu, verilerin toplandığı zaman dönemi, yanlış sınıflandırma maliyeti üzerine odaklanmıştır. Beşincisi sık kullanılmayan değişken seçim tekniklerinin analizine yoğunlaşmıştır. Az sayıda da olsa bazı yazarlar, işletmenin teorik bir modelinin iflâs modellerinin tasarımında ne kadar faydalı olabileceğini analiz etmiştir²³².

²³¹ Chen et. al., "Financial Distress Prediction in China" p. 334.

²³² Jardin, "Bankruptcy Prediction Models: How to Choose the Most Relevant Variables", p. 39.

Muller vd. (2009), çalışmalarında MDA, Özyinelemeli Bölümleme (RP), (LA), (NN) kullanılmışlardır. Bu çalışma, Tip I hatasının (gerçekte başarısız iken başarılı olarak yanlış tahminleme hatası) Tip II hatasına göre (gerçekte başarılı iken başarısız olarak yanlış tahminleme hatası) 20 ila 38 katına mal olduğu gerçeğini belirten "Başarısızlığın Normalleştirilmiş Maliyeti" olarak adlandırılan yeni bir kavram ortaya koymaktadır. Araştırma hedefi yönünden sonuçlar incelendiğinde farklı analiz tekniklerinin farklı öngörme doğrulukları ürettiğini göstermektedir. LA ve NN yöntemleri en iyi genel öngörme doğruluğu elde ederken MDA ve RP yöntemleri başarısız şirketleri doğru olarak tahmin etmektedir²³³.

Li vd. (2010), çalışmalarında Çin Shenzhen Menkul Kıymetler Borsası'na ve Şangay Borsası'na kayıtlı 153 şirkete ait finansal oran verilerini elde etmişlerdir. Borsaya kayıtlı bir şirket, Çin Menkul Kıymetler Denetleme ve Yönetim Komitesi (CSSMC) tarafından özel olarak muamele gördüğü takdirde, işletme başarısızlığına dâhil edilmektedir. Başarısızlıktan bir yıl önceki finansal oran değerleri kullanılmıştır. MDA, LA, SVM, kNN ve CART analizinde en uygun değişkenleri seçmek için aşamalı MDA yönteminin filtre yaklaşımı kullanılmıştır. Çin'de listelenen şirketlerin kısa vadeli finansal başarısızlık tahmininde ortalama en yüksek sınıflandırma doğruluğuna CART'ın, en düşük sınıflandırma doğruluğuna ise LA'nın sahip olduğu (CART>SVM>kNN>MDAFS-CART>MDA>LA) tespit edilmiştir²³⁴.

Gepp vd. (2010), çalışmalarında finansal başarısızlık tahmininde kullanılmak üzere MDA, NN, DT'lerin (C5.0 ve CART) modelleri yanlış sınıflandırma maliyetleri üzerinden karşılaştırmaktadırlar. CART modeli, yanlış sınıflandırma maliyetleri üzerinde en tutarlı öngörme kabiliyetine sahiptir. C5.0 algoritmasının sınıflandırma ve tahmin kabiliyeti açıkça en iyi sınıflandırma tekniği olarak bulgulanmıştır. C5.0 algoritması CART ile karşılaştırıldığında daha karmaşık ağaçlar üretmiştir. DT yöntemleri, altı finansal oran ve sürekli verilerle tahmin etmede NN ve LA'dan daha iyi performans göstermiştir. Başarılı ve başarısız olan işletmeler arasındaki sınıflandırmayı gerçekleştirmek için farklı DT tekniklerinin hepsinin MDA'dan daha iyi performans gösterdiği görülmüştür²³⁵.

²³³ Muller et al., "Predicting Financial Distress of Companies Listed on The JSE – A Comparison of Techniques", p. 21.

²³⁴ Li et al., "Predicting Business Failure Using Classification and Regression Tree: An Empirical Comparison with Popular Classical Statistical Methods and Top Classification Mining Methods", p. 5901.

²³⁵ Gepp et al. "Business Failure Prediction using Decision Trees", p. 551.

Chen (2011), “Predicting Corporate Financial Distress Based on Integration of Decision Tree Classification and Logistic Regression” isimli çalışmasında, finansal sıkıntı tahmin modelleri geliştirmek için 2000-2007 arası Tayvan Borsası’na kayıtlı 50 finansal başarısız ve 50 finansal başarılı şirket arasından seçilen 100 firmanın verileri alınarak finansal ve finansal olmayan oranlardan oluşan toplam 37 oran ile analiz yapılmıştır. Çalışmada finansal sıkıntı tahmin teknikleri olan karar ağacı sınıflandırma yöntemleri (C5.0, CART ve CHAİD) ve LA kullanılmıştır. Finansal sıkıntı zamanı yaklaştıkça karar ağacı öngörü modeli daha doğru sonuçlar vermektedir. Örnek olarak faktör analizi kullanılmaksızın finansal sıkıntı öngörü modeli doğruluğu C5.0 algoritmasında 8 dönem öncesi için %88.80 iken 2 dönem öncesi için %97.01’dir. LA için finansal sıkıntıdan önceki 2 ve 8 dönem öncesi öngörü doğruluğu sırasıyla %85.07 ve %91.70 olmuştur. C5.0 algoritmasının doğruluk oranının CART ve CHAID’den daha iyi olduğu sonucuna ulaşılmıştır²³⁶.

Chen (2011), “Bankruptcy Prediction in Firms with Statistical and Intelligent Techniques and A Comparison of Evolutionary Computation Approaches” isimli çalışmasında, Tayvan Borsası’na kayıtlı yaklaşık 200 işletme tarafından toplanan verileri kullanarak geleneksel istatistiksel yöntemler, DT sınıflandırması, NN ve evrimsel hesaplama teknikleri gibi yöntemler kullanılmıştır. Bağımsız değişken olarak 33 nicelik, 8 nitelik ve 1 kombine makroekonomik endeks olmak üzere, uygun değişkenlerin çıkarılması için temel bileşen analizi (PCA) ile toplam 42 oran kullanılmıştır. Analiz sonucunda bulgulardan ilki, tahmin performansı PCA metoduna kıyasla finansal oranın % 80 daha az kullanılmasıyla bile iflâsta oldukça doğru tahmin sağlanabilmektedir. İkincisi, geleneksel istatistiksel yöntemlerin tahmin performansından ödün vermeden küçük veri kümelerini daha iyi işleyebildiği, buna karşılık akıllı tekniklerin büyük veri kümelerinde daha iyi daha performans gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır. Üçüncü ampirik sonuç, C5.0 ve CART’ın yaklaşan iflâslar için en iyi tahmin performansı sağladığını göstermektedir²³⁷.

Jardin (2012), “The Influence of Variable Selection Methods on The Accuracy of Bankruptcy Prediction Models” isimli çalışmasında, finansal başarısızlığı tahmin edebilmek için MDA, LA ve NN analizi uygulamıştır. 2002 yılı veri seti 450 şirketten

²³⁶ Chen, “Predicting Corporate Financial Distress Based on Integration of Decision Tree Classification and Logistic Regression”, p. 11271.

²³⁷ Chen, “Bankruptcy Prediction in Firms with Statistical and Intelligent Techniques and A Comparison of Evolutionary Computation Approaches”, p. 4514.

oluşan bir öğrenme örnekleme (A) ve 50 şirketten oluşan bir doğrulama-test örnekleme (T) olmak üzere rastgele iki alt örneğe ayrılmıştır. (A)'dan, her seçilen değişken grubu için yirmi beş önyükleme örneği hazırlanmış ve birçok modelin önyükleme örnekleri olarak tahmin edildiği görülmüştür. Son olarak, elde edilen modeller T örneğinin gözlemlerini sınıflandırmak için kullanılmıştır. Bu adımlar 100 kez tekrarlanmıştır. Finansal oranlar her zaman normal dağılımdan uzak ve çok sayıda ortalamadan sapmış değerler içermektedir. Verilerdeki istikrarsızlıktan kaynaklanan tahmini hatanın varyansını azaltmak için böyle bir yöntem kullanılmıştır. NN, MDA'dan ve az da olsa LA'dan daha iyi performans sergilemektedir. Sınıflandırmada en iyi sonuç % 88.92 - test örneklerinde NN verirken, bunu % 86.02 ile LA ve % 83.86 ile MDA izlemiştir²³⁸.

Tsai vd. (2014), çalışmalarında çok katmanlı perceptron (MLP) NN, Destek Vektör Makineleri (SVM) ve Karar Ağaçları (DT) olmak üzere üç yaygın kullanılan sınıflandırma tekniğini karşılaştırmak için kapsamlı bir çalışma yürütmüşlerdir. Üç halka açık veri kümesiyle yapılan deneysel sonuçlar, artırma yöntemini kullanan 80-100 sınıflandırıcıdan oluşan DT topluluklarının en iyi performansa sahip olduğunu göstermiştir. Wilcoxon işaretli sıra testi ayrıca DT topluluklarının, diğer sınıflayıcı topluluklardan önemli ölçüde farklı performans sergilediğini ortaya koymaktadır²³⁹.

Gepp ve Kumar (2015), çalışmalarında mali sıkıntı tahminine yarı parametrik Cox Hayatta Kalma Analizi Modeli ve parametrik olmayan CART analizleri, çeşitli maliyet oranları (Tip I hata maliyeti, Tip II hata maliyeti) ve tahmin aralıkları üzerinden yapmışlar, birbirleriyle ve en popüler yaklaşımlarla karşılaştırmışlardır. Sonuç olarak DT, özellikle CART modeli, diğer tekniklerden daha iyi sınıflandırma doğruluğuna sahiptir. CART ve Cox analizinin çalışmada kullanılan verilere göre düşük performans gösteren LA'dan daha üstün sınıflandırıcı olduğu tespit edilmiştir. Parametrik olmayan DT'lerin, istatistiksel varsayımları ihlal etme riski olmaksızın doğru tahminler yapma konusunda diğer yöntemlerle karşılaştırıldığında en iyisi olduğu belirtilebilir. En belirgin sonuç LA modelinin zayıf performansısıdır. CART, Cox ve MDA modellerinin genel tahmini doğruluğu çok benzerdir. LA'nın finansal başarısızlık tahmininde

²³⁸ Jardin, "The Influence of Variable Selection Methods on the Accuracy of Bankruptcy Prediction Models", p. 31-32.

²³⁹ Tsai et al. "A Comparative Study of Classifier Ensembles for Bankruptcy Prediction", p. 977.

MDA'ya kıyasla belirgin olarak daha düşük performans göstermesi alışılmadık bir durumdur²⁴⁰.

2.3.2. Finansal Başarısızlık Tahmini Üzerine Türkiye'de Yapılan Çalışmalar

Torun (2007), çalışmasında, pay senetleri BIST'de (İMKB) işlem gören imalat işletmelerinin 1992-2004 yılları arasında mali tablo verileri ile MDA, LA ve NN (geri yayımlı çok katmanlı yapay sinir ağı) kullanılarak tahmin modelleri kurulmuştur. Analiz sonucunda yapay sinir ağının kontrol/test seti üzerindeki doğru sınıflandırma oranları bir yıl öncesi için %90.00, iki yıl öncesi için %86.70'dir. Kontrol/test seti üzerinde üç ve dört yıl önceden en iyi tahmini NN yaparken, beş yıl öncesinde en iyi performansı LA göstermiştir. Başarısızlıktan önceki ilk iki yıl için elde edilen sonuçların oldukça iyi olduğu söylenebilir. Daha geriye gidildiğinde ise tüm modellerin özellikle başarısız işletmeleri doğru tahmin etme oranları çok düşük olduğundan, toplam doğrulukların ihtiyatla karşılanması gerektiği belirtilmiştir²⁴¹.

Çelik (2009), çalışmasında, 1992-2008 yılları arası BIST'de (İMKB) yer alan 355 firma verileri kullanılarak MDA ve NN modeli kurmuştur. MDA analizinde 7 değişkenli diskriminant modeli oluşturulmuştur. Diskriminant modelinde başarısızlıktan 1, 2 ve 3 yıl öncesi için oluşturulan öngörü modelinin doğru tahmin gücü başarılı firmalar için sırasıyla %92.80, %92.90, %91.40 olarak bulunmuştur. Başarısızlıktan 1, 2 ve 3 yıl öncesi için oluşturulan öngörü modelinin başarısız firmaları doğru tahmin etme gücü ise sırasıyla %87.30, %90.80, %75.40'dır. NN sonuçlarına bakıldığında; 25 finansal oran kullanılarak oluşturulan model başarısızlıktan 1 ve 2 yıl öncesi için başarılı ve başarısız firmaları sırasıyla %94.90, %95.30 ile aynı oranda doğru tahmin etmiş, üç yıl öncesi için 25 finansal oran kullanılarak oluşturulan NN modeli, başarılı firmaları %96.80 ve başarısız firmaları %85.90 oranında doğru tahmin etmiştir²⁴².

Doğrul (2009) çalışmasında, 1997- 2007 yılları arasında BIST'de (İMKB) işlem gören imalat işletmelerinden belirlenen kriterlere göre 70 başarılı, 70 başarısız işletmeye ait 29 finansal oran kullanarak LA, CART ve NN modelleri oluşturmuştur. Kurulan modeller ile işletmelerin finansal durumlarının 1, 2 ve 3 yıl önceden tahmin

²⁴⁰ Gepp and Kumar, p. 403.

²⁴¹ Talip Torun, "Finansal Başarısızlık Tahmininde Geleneksel İstatistikî Yöntemlerle Yapay Sinir Ağlarının Karşılaştırılması ve Sanayi İşletmeleri Üzerinde Uygulama", Erciyes Üniversitesi SBE, Kayseri 2007 (Yayımlanmamış Doktora Tezi), s. 135.

²⁴² Çelik, s. 173-175.

edilmesi amaçlanmıştır. Analiz sonucunda CART daha başarılı sonuçlar vermesine rağmen farklı dönemlerde yapılan tahminlerde ve farklı işletme gruplarının (başarılı-başarısız) tahmin edilmesinde aynı model her zaman benzer başarıyı sağlayamamıştır. NN işletmelerin finansal durumlarını yüksek oranda tahmin etmesine rağmen tahmin başarısı LA ve CART modellerine göre daha düşük kalmıştır. Analizler sonucunda finansal başarısızlığı bir yıl önceden LA ve CART %92.90, NN %90.00 oranında doğru tahmin etmiş, iki yıl önceden LA %88.60, CART %94.30, NN analizi %85.00 oranında başarı ile tahmin etmiş, üç yıl önceden başarıyla tahmin etme oranları ise; LA için %75.70, CART için %90.00 ve NN analizi için %82.80 olmuştur²⁴³.

Öztürk (2010), çalışmasında BIST’de (İMKB) işlem gören, imalat sanayi sektöründe faaliyet gösteren Tekstil, Metal Eşya, Taş Toprak sektörlerinden 34 işletmenin 1992-2008 yılları arasında gerçekleşen bilanço ve gelir tablosu değerleri veri olarak kullanılmıştır. Mali tablo verileri kullanılarak MDA ve LA analizleri ile işletmelerin 5 yıl öncesine kadar finansal durum tahminlemesi yapılmıştır. LA sonucunda kurulan model, başarısızlıktan 1, 2, 3, 4, 5 yıl öncesinde sırasıyla %85.00, %76.00, %71.00, %71.00, %65.00 doğru sınıflandırma oranına sahiptir. Adımsal diskriminant analizi (stepwise discriminant analysis, SDA) üzerine kurulan model ise başarısızlıktan 1, 2, 3, 4, 5 yıl öncesinde sırasıyla %79.00, %76.00, %71.00, %68.00, %65.00 düzeyinde doğru sınıflandırılmıştır²⁴⁴.

Elmas vd. (2011), çalışmasında, BIST’de (İMKB) işlem gören 140 sanayi işletmesinin 2005-2008 yılları arasındaki 23 finansal oran veri seti BIST’den (İMKB) temin edilmiştir. Mali başarısızlıkları LA ve NN ile tahmin edilerek hangi yöntemin daha iyi sonuç verdiği tespit edilmiştir. LA 2007 yılı başarısızlık yılı olarak alındığında 2006 yılı için test seti verileri ile %79.00 doğrulukla, NN analizi test grubu üzerinden de %79.00 doğrulukla tahmin yaptığı saptanmıştır²⁴⁵.

Kılıç (2011) çalışmasında, BIST’de (İMKB) işlem gören ve imalat sektöründe faaliyet gösteren işletmelerin finansal başarısızlıklarını tahmin etmek için bir model geliştirmek amacıyla 2005-2010 yılları arasında 137 firmanın toplam 6 yıllık verileri kullanılmıştır. 12 aylık bilanço ve gelir tablosu kullanılarak her bir firmanın finansal oranları hesaplanmış olup C5.0 algoritması ve NN ile analizler yapılmıştır. Analiz

²⁴³ Doğrul, s. 157-158.

²⁴⁴ Evren Koç Öztürk, “Finansal Başarısızlık Tahmin Metodlarının Karşılaştırılması ve Sektörel Bir Uygulama” Marmara Üniversitesi SBE, İstanbul 2010, (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi), s. 65-68.

²⁴⁵ Elmas vd. “İşletmelerin Mali Başarısızlığının Yapay Sinir Ağları ve Lojistik Regresyon Modeli ile Tahmin Edilmesi”, s. 53.

sonucunda C5.0 tekniđi eğitim grubunda NN'ye göre daha yüksek tahmin başarısı elde ederken, test grubunda NN daha başarılı sonuçlar üretmiştir. NN tekniđinin finansal başarısızlığı tahminlemedeki performansının C5.0 tekniđine göre daha yüksek olduđu sonucuna ulaşılmıştır²⁴⁶.

Yakut (2012) çalışmasında, BIST'de (İMKB) işlem gören 60 başarısız ve 60 başarılı olmak üzere 120 sanayi işletmesinin 2002-2010 yılları arası verilerini kullanarak finansal başarısızlık tahmin modelleri kurmuştur. Tahmin için veri madenciliđi tekniklerinden C5.0 algoritması, SVM ile NN karşılaştırılarak, en uygun yöntem belirlenmeye çalışılmıştır. Yöntemler açısından bakıldığında, NN yönteminin, hem C5.0 hem de SVM yöntemiyle karşılaştırıldığında, tüm modeller için genel anlamda daha iyi sonuçlar verdiđi gözlenmiştir. Sınıflandırma doğruluđu açısından sıralama yapıldığında NN>C5.0>SVM olarak tespit edilmiştir. Üç yönteme göre başarısızlıktan bir yıl öncesine ait tahmin sonuçlarının, sırasıyla 2, 3 ve 4 yıl öncesine ait sonuçlara göre daha yüksek tahmin değerlerini elde ettiđi gözlenmiştir²⁴⁷.

Delen vd. (2013) çalışmalarında, 2005 ile 2011 yıllarını kapsayan 31 finansal oran hesaplamışlardır. Bu çalışmada finansal oranların firma performansı üzerindeki etkisini araştırmak için dört popüler karar ağacı algoritması (CHAID, C5.0, QUEST ve CART) kullanılmıştır. Tahmin modelleri geliştirildikten sonra, bağımsız deđişkenlerin görelî önemini ölçmek için duyarlılık analizleri gerçekleştirilmiştir. Sonuçlar CHAID ve C5.0 karar ağacı algoritmalarının en iyi tahmin doğruluđuna sahip olduđunu göstermektedir²⁴⁸.

Öcal vd. (2015), çalışmalarında, BIST'e (İMKB) kayıtlı 206 imalat işletmesinin 2007-2013 döneminde yıllık finansal tablolar ve dipnotları kullanılarak finansal yönden başarılı veya başarısız olma durumunu, 35 finansal oran ile C5.0 ve CHAID karar ağacı algoritmalarını kullanarak bir model geliştirmeyi amaçlamışlardır. CHAID algoritmasının genel doğruluk oranı ve başarısız şirketler için doğru sınıflandırma oranı aynı gözlemler için C5.0 algoritmasından elde edilen oranlardan daha büyük olmasına rağmen, C5.0 algoritması tarafından oluşturulan model başarılı

²⁴⁶ Kılıç, ss. 74-76.

²⁴⁷ Emre **Yakut**, "Veri Madenciliđi Tekniklerinden C5.0 Algoritması ve Destek Vektör Makineleri ile Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırma Başarılarının Karşılaştırılması: İmalat Sektöründe Bir Uygulama", Atatürk Üniversitesi SBE, Erzurum 2012 (Yayımlanmamış Doktora Tezi), s. 184.

²⁴⁸ Delen vd., p. 3970.

şirketlerin sınıflandırılmasında CHAID'in modelinden daha üstün olduğu sonucuna ulaşılmıştır²⁴⁹.

Okay (2015) çalışmasında, 2000-2015 yılları arasında BIST'e (İMKB) kayıtlı finansal olmayan şirketlerin başarısızlıklarını araştırmak ve farklı öngörü modellerinin doğruluklarını karşılaştırmak için 32 başarısız 32 başarılı şirketi almıştır. MDA, Kuadratik Diskriminant (QDA), LA, Probit Analizi, DT, NN ve SVM modelleri gibi farklı öngörü modellerinin doğrulukları karşılaştırılmıştır. Bu çalışma, mali tablo verilerinin, iflâstan 1-2 yıl önce güçlü öngörücüler olduğunu göstermektedir. Doğrulama örnekleri kullanıldığında NN modeli, bu çalışmada kullanılan tüm modeller arasında en iyi tahmin gücüne sahip olduğu bulunmuştur. Tüm verilerle toplam doğruluk oranları sırasıyla DT %89.06>MDA %79.69=PROBIT %79.69>LA %76.56>QDA 76.55 olarak tespit edilmiştir. Test örnekleri toplam doğruluk oranları NN %81.30>QDA %79.40>SVM %78.80>MDA %77.50>LA %76.90=PROBIT %76.90>DT %68.10'dir. Test örneğinde ağaç modeli, % 68.00 ile en düşük doğruluk oranına sahiptir²⁵⁰.

Kaygın vd. (2016), çalışmalarında 2010-2013 yılları arasında BIST'e (İMKB) işlem gören 143 imalat sanayi şirketinin yıllık bilanço ve gelir tablosu verilerinden yararlanılarak 25 finansal oran ile veri madenciliği ve LA yöntemleri kullanmışlardır. 2013 yılı baz alınarak 1, 2 ve 3 yıl öncesinin tahmin edilmesine yönelik modeller geliştirilmiş modellerin tahmin gücü karşılaştırılmıştır. Analiz sonuçlarına göre CHAID, C5.0 ve LA'dan oluşan üç modelde de özellikle 2012 yılının tahmin gücünün yüksek olduğu sonucuna ulaşılmıştır. 2012 yılı için LA modeli sınıflandırma oranı %94.44 olup sınıflandırma doğrulukları CHAID, C5.0 ile karşılaştırıldığında LA modelinin daha başarılı olduğu saptanmıştır²⁵¹.

²⁴⁹ Nurcan **Öcal**, Metin Kamil Ercan and Eyüp Kadioğlu, "Predicting Financial Failure Using Decision Tree Algorithms: An Empirical Test on the Manufacturing Industry at Borsa Istanbul", *International Journal of Economics and Finance*, Vol. 7, No. 7, 2015, p. 202.

²⁵⁰ Okay, s. 30-32.

²⁵¹ Kaygın vd., s. 157.

3. BÖLÜM

İMALAT SANAYİ İŞLETMELERİNİN FİNANSAL BAŞARISIZLIK TAHMİNLEMESİ ÜZERİNE BIST'DE BİR UYGULAMA

Finansal başarısızlık kavramı, borsaya kayıtlı işletmelerin genel ekonomiye olan katkılarından dolayı önemli bir konu olmayı sürdürmektedir. Finansal başarısızlık oranları arttıkça, borsaya kayıtlı işletmelerin finansal başarısızlık tahmini konusu daha da önem kazanmaktadır. Borsaya kayıtlı işletmelerin özelliklerine göre uyarlanmış doğru bir öngörme modelinin kullanılması sonucu işletmeler kendi tahminlerini yapabilir ve dolayısıyla ilgililer tarafından nasıl değerlendirileceklerini daha iyi anlayabilirler²⁵². Çalışmanın bu bölümünde BIST imalat sanayi işletmelerinin finansal başarısızlık tahmininde MDA, LA, CART, C5.0, NN yöntemlerinin sınıflandırma ve tahminleme güçleri karşılaştırılmıştır.

Literatürde bazı çalışmalarda, örneğin Yakut (2012), doğrudan modelin eğitim verileri ile yapılan sınıflandırma sonuçları konulmakta ancak modelin hiç görmediği test verileri ile yapılan sonuçlar çalışmada gösterilmemekte veya modelin hiç görmediği veriler ile test yapılmamaktadır. İlgili çalışmada model, örneklemin tamamı üzerinden kurulduğu için bu veriler model tarafından öğrenilmekte, hatta bazen aşırı öğrenme (ezberleme) sorunu ile karşılaşılmaktadır. Ancak algoritmaya yeni veriler gösterildiğinde tüm veri seti kullanılarak elde edilen sınıflandırma ve tahmin performansının yakalanamadığı görülmektedir. Bu şekilde kurulan modellerde örneğin 63 başarılı, 63 başarısız işletme örneklemini alınarak sadece eğitim seti ile analiz yaptığımız takdirde bir işletmenin yanlış sınıflandırma oranı 0.016 olarak çıkmaktadır. Çalışmamızın buradaki önemi MDA ve LA dışındaki veri madenciliği yöntemleri analizlerinde Chen (2011) çalışmasında olduğu gibi tüm set %70 eğitim ve %30 test seti şeklinde ikiye ayrılmakta ve eğitim seti ile kurulan modelde, modelin daha önce hiç görmediği test seti (19 başarılı ve 19 başarısız işletme) üzerinden test edilmesidir²⁵³. MDA ve LA analizlerinde ise daha optimal veri dağılımı için 10 katlı çapraz doğrulama

²⁵² Gordini, p. 6434.

²⁵³ Chen, p. 11264.

tekniki kullanılmıştır. 19 başarılı, 19 başarısız işletmede 1 yanlış sınıflandırmanın toplam sınıflandırmadaki hata yüzdesi ise 0.052'dir. Özetle 63 işletmede 5 işletme yanlış sınıflandırıldığında toplam doğru sınıflandırma oranı %92.00 iken, test setindeki 19 işletmenin 5'i yanlış sınıflandırıldığında toplam doğru sınıflandırma oranı %74.00 olmaktadır. İki farklı sınıflandırma örnekleminin sonuçlarındaki uçurum dikkate değerdir. Bu nedenle çalışmamızda test örnekleminin sonuçları alınmasaydı, sadece eğitim örneklemini sonuçları koyulsaydı, ne düzeyde doğru sınıflandırma elde edilebileceği yukarıdaki açıklamalar ışığında daha kolay anlaşılacaktır. Buna karşın verilerin eğitim ve test seti olarak ayrılmadığı durumda ise 10 katlı çapraz doğrulama yapılarak daha güvenilir bir sınıflandırma sonucu elde edilmiştir. Bazı çalışmalarda genel sınıflandırma doğruluğu üzerinde durulurken çalışmamızda başarılı ve başarısız işletme olarak her iki sınıflandırma oranının yüksek çıktığı modellerin çalışmaya dâhil edilmesine dikkat edilmiştir.

3.1. Model

Literatürde işletme başarısızlığı tahminlemesi için istatistiksel ve makine öğrenmesine dayalı yöntemler kullanılmıştır. Bu yöntem ve algoritmalarından hangisinin daha üstün olduğuna yönelik çok sayıda çalışma yapılmış ve bu çalışmalarda farklı veya benzer sonuçlara ulaşılmıştır. Sonuçlardaki benzerlik veya farklılık, tahminlemede kullanılan veri seti, veri üzerinde yapılan ön işlemler ve algoritma parametrelerinin seçiminin öneminden kaynaklanmaktadır. Farklı araştırmacılar tarafından, farklı veya aynı veri setleri üzerinde, farklı parametrelerle yapılan çalışmalarda, farklı veya benzer sonuçların elde edilmesi doğaldır²⁵⁴.

Modeller gerçek dünyada finansal sıkıntının tahmin edilmesinde uygulanmadıkça, sınıflandırma hata oranını azaltan bir yöntemin önemi bulunmamaktadır. Kullanıcılar bir tekniğin iç mekanizmasını açıkça anlamadıkça, çalışmalarında bu yöntemleri bir teknik olarak kullanmazlar. Geliştirilen modellerin karmaşıklığı, sanayi kuruluşları ve kullanıcılar tarafından bu modellerin kabul edilmesini engellemektedir. Bu nedenle, yorumlama, açıklama ve anlaşılır olma özelliklerini taşıyan basit finansal başarısızlık tahmin modellerine ihtiyaç

²⁵⁴ T. Şükrü **Yapraklı** ve Hamit **Erdal**, "Firma Başarısızlığı Tahminlemesi: Makine Öğrenmesine Dayalı Bir Uygulama", *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, Cilt 9, Sayı 1, Ocak 2016, s. 27.

duyulmaktadır²⁵⁵. Gepp vd. (2010) çalışmalarında daha basit modellerin daha iyi tahmin gücü üretebildiğini gösteren bazı kanıtlar elde etmişlerdir. Bu bakımdan çalışmamızda kullanılan modellerin geçerliliği ve sağlamlığı, işletmelerin gerçek durumunun daha iyi anlaşılmasını, bankaların ve diğer ilgililerin bu şirketleri nasıl değerlendirecekleri konusunda bilgi edinmelerini sağlayabilecektir²⁵⁶.

Bilanço ve gelir tablosu, potansiyel olarak işletmelerle ilgili büyük miktarda bilgi sağlamaktadır. Tahmin değişkenlerinin çok olmasına bağlı olarak çoğu durumda ilgili kişi, bir şirketin hayatta kalması konusunda hangi oranları kullanacağına kolayca karar veremez²⁵⁷. Finansal oran ile işletme durumu arasındaki ilişki dinamik olmakta ve oranlar ülkelerde, sanayilerde ve ekonomik döngü aşamalarında farklılık göstermektedir. Bu nedenle Lussier (1995) çalışmasında olduğu gibi, çalışmamızda da elde edilen finansal oran setinin geliştirilebileceği iddia edilmemektedir²⁵⁸. Muhasebe standartlarının ülkeler arasında farklılığının varlığı bu çalışma sonuçlarının farklı ülkelerdeki şirketler için genellenebilirliğini sınırlayabilmektedir. Yatırımcılar, kredi verenler ve tedarikçiler, çalışmamızda kullanılan MDA, LA, CART, C5.0 ve NN modellerini kendi teknikleriyle birleştirebilir, modelleri literatürdeki diğer model ve yöntemlere dâhil edebilirler.

3.1.1. Veri Seti ve Bağımsız Değişkenlerin Seçimi

Finansal başarısızlık modellerinin amacı, işletme performansının gösterdiği başarı ya da başarısızlığı açıklamak değil, performans göstergelerine bakarak önceden tahminde bulunmaktır. Bunun için de firmaların çeşitli açılardan performanslarını ölçen oranlar kullanılmaktadır²⁵⁹. Finansal tablolar bir işletmenin iş faaliyetlerini yansıttığı için finansal tablolardan kritik bilgilerin keşfi çok önemlidir²⁶⁰. Finansal oranlar, bir işletmenin likidite, ödeme gücü, kârlılık, verimlilik, varlık yönetimi, kaldıraç, nakit pozisyonu, temettü pozisyonu vb. gibi çok yönlü performansını gösterdikleri için finans çalışmalarında birincil, güvenilir ve en önemli göstergeler olarak kabul edilirler²⁶¹.

²⁵⁵ Sun et al., “Predicting Financial Distress and Corporate Failure: A Review From The State-of-The-Art Definitions, Modeling, Sampling, and Featuring Approaches”, p. 53.

²⁵⁶ Gordini, p. 6443.

²⁵⁷ Salehi and Fard, p. 19.

²⁵⁸ Robert N. Lussier, “A Nonfinancial Business Success Versus Failure Prediction Model for Young Firms”, *Journal of Small Business Management*, January 1995, p. 18.

²⁵⁹ Çelik, s. 8.

²⁶⁰ Hui Li and Jie Sun, “Ranking-Order Case-Based Reasoning for Financial Distress Prediction”, *Knowledge-Based Systems*, Vol. 21, 2008, p. 870.

²⁶¹ Bee and Abdollahi, p. 7993.

Bir şirketin finansal açıdan sıkıntılı veya sağlıklı olma durumu rastgele belirlenmez. Finansal tablolarındaki mutlak değerler değil, finansal oranlar kullanılmaktadır²⁶². Finansal oranlar halen finansal başarının tespit edilmesinde en çok tercih edilen göstergelerdir. Jardin (2009) çalışmasında, incelediği 190 çalışmanın %93'ünden fazlasında finansal oranların kullanıldığını ve kalan %7'sinde ise diğer değişkenlerin kullanıldığını belirlemiştir. Bu çalışmaların %53'ünden fazlasının modellerinde yalnızca finansal oranlar yer almakta ve neredeyse %78'i tek başına ya da başka bir değişken türü ile birlikte kullanılan oranları içermektedir²⁶³.

Finansal oranları kullanarak, bir endüstri içindeki şirketlerde, sektörler arasında veya bir firma içinde karşılaştırmalar yapılabilir. Bu tür bir araç, aynı zamanda, farklı büyüklükteki şirketlerin göreceli performansını karşılaştırmak için de kullanılabilir²⁶⁴. Farklı finansal oranlar, farklı endüstriler için şirket başarısızlığının tahmincileri olarak kullanılabilir²⁶⁵. Oran analizinin tahminleme gücü, oranları seçmenin yanı sıra analitik yöntemlerin seçimine bağlı olduğunu ortaya koymaktadır. Analiz metodu, maksimum ayırmacı güç elde etmek için incelenen oran için uygun olmalıdır²⁶⁶.

Çok sayıda çalışmada, kullanılan oranların yüksek tahmin gücüne sahip olduğu belirtilmesine rağmen, en iyi finansal oran kombinasyonu henüz bulunamamıştır. Modeller; veri seti, verinin elde edilebilirliği, veri kalitesi ve analiz yöntemine bağlıdır²⁶⁷. Bugüne kadar finansal başarısızlık tahmininde finansal oranların ne olması gerektiğini kesin olarak belirten teori mevcut değildir. Finansal başarısızlık tahmininde kullanılan oranlar, farklı araştırmalarda değişiklik gösterebilir²⁶⁸.

Erken uyarı sistemleri, tahmin doğruluğunun yanı sıra yararlı olabilecek kadar erken tahminler üretmelidir. İyi bir model, doğru bir şekilde genellenebilir ve böylece tasarımında kullanılan verilerle doğru sonuçlar verebilir. Genelleştirmek için, ayarlanabilir serbest parametrelerin ve özellikle de değişkenlerin sayısı mümkün olduğunca düşük olmalıdır. Dolayısıyla, değişken seçimi ve değişken seçim teknikleri

²⁶² Hui Li, Hai-Bin Huang, Jie Sun et al. "On Sensitivity of Case-Based Reasoning to Optimal Feature Subsets In Business Failure Prediction", *Expert Systems with Applications*, No. 37, 2010, p. 4814.

²⁶³ Jardin, "Bankruptcy Prediction Models: How to Choose the Most Relevant Variables", p. 41.

²⁶⁴ Delen vd., p. 3970.

²⁶⁵ Wu et al, "Data Preprocessing and Data Parsimony in Corporate Failure Forecast Models: Evidence from Australian Materials Industry" p. 344.

²⁶⁶ Edmister, p. 1491.

²⁶⁷ Kulalı, s. 156.

²⁶⁸ Mohamad Iwan, "Bankruptcy Prediction Model with Zeta Optimal Cut-Off Score to Correct Type I Errors", *Gadjah Mada International Journal of Business*, 2005, Vol. 7, Issue 1, p. 42.

büyük önem taşımaktadır²⁶⁹. Değişken seçimi sırasında iki önemli soru ortaya çıkmaktadır: Birincisi, nihai olarak modelin oluşturulmasında hangi değişkenler başlangıç havuzunu oluşturacaktır? İkincisi ise; nihai seçim için hangi yöntem kullanılmalıdır? Değişken seçimi, özel optimizasyon tekniklerinden biridir. Amacı; (i) değişkenlerin faydalı olup olmadığını değerlendirmek, (ii) ilgili değişkenleri seçmek ve daha sonra (iii) veriden gereksiz değişkenleri kaldırarak veri kümelerinin boyutunu azaltmaktır. Bu nedenle, veri madenciliği algoritmalarının performansı artırılabilir²⁷⁰.

Bir işletmenin finansal durumu çeşitli faktörlere göre değerlendirilir. Finansal oranlar genellikle işletmelerin finansal durumunun tespit edilmesi amacıyla hesaplanmaktadır. Bu şekilde, bir işletmenin büyüklüğüne bağlı olmayan oranlar elde edilir ve bu durum, farklı büyüklükteki işletmelerin karşılaştırılmasını mümkün kılar²⁷¹. Günümüzde finansal başarısızlık tahmin sonuçları çoğunlukla finansal oranlar kullanılarak elde edilmektedir²⁷². Bu nedenle, bu çalışmada bu alanda çalışan araştırmacıların bir çoğunun yaptığı gibi finansal tablolardan elde edilen finansal oranlar kullanılmaktadır.

Finansal başarısızlık tanımı araştırmacılar tarafından farklı şekilde yapıldığından tanımda kullanılan başarısızlık sebebi de farklı olmaktadır. Modelin amacına bağlı olarak başarısızlığın farklı tanımları gösterilmektedir. Bir firmanın iflâsının resmi olarak beyan edilmesi, bir firmanın borçlarını ödeyememesi, tahvil temerrüdü, banka hesabından paranın çekilmiş olması, imtiyazlı hisse senedi temettüsünün ödenmemesi ya da borçları azaltmak için alacaklılarla yapılan açık bir anlaşma işletme başarısızlık literatüründe başarısızlık nedenleri olarak sayılmaktadır²⁷³.

Bir işletme başarısızlık tahmin modelinin ana hedefi, hangi değişkenlerin başarısız ve başarılı şirketler arasında en iyi ayırımı yapacaklarını belirlemek ise, iki farklı işletme grubunu seçilen örneğe dâhil etmek gerekir. Bu nedenle öncelikle, başarısızlık denildiğinde ne anlaşıldığıyla ilgili karar verilmesi gerekmektedir. İşletme

²⁶⁹ Jardin, “Bankruptcy Prediction Models: How to Choose the Most Relevant Variables”, p. 39.

²⁷⁰ Cheng and Chan, p. 1120.

²⁷¹ Divsalar, Ali Khatami Firouzabadi, Meisam Sadeghi et.al. “Towards the Prediction of Business Failure via Computational Intelligence Techniques”, *Expert Systems*, Vol. 28, No. 3, 2011, p. 213.

²⁷² Li et al., “On Sensitivity of Case-Based Reasoning to Optimal Feature Subsets in Business Failure Prediction” p. 4813.

²⁷³ Sun et al., “Predicting Financial Distress and Corporate Failure: A Review from the State-Of-The-Art Definitions, Modeling, Sampling, and Featuring Approaches, p. 43.

başarısızlığına ilişkin kriter karşılaştırıldıktan sonra, anakütleden başarısız ve başarılı firmaların belirlenmesi gerekmektedir. En yaygın kullanılan örnekleme yöntemi, başarısız firmaların örnekleme belirlendikten sonra aynı sayıda ve aynı endüstride olan başarılı örnekleri belirlemektir²⁷⁴. Başarısız işletmelerle, başarılı işletmelerin eşit sayıda alınmasının nedeni MDA'da her iki sınıftaki işletmelerin önsel olasılıklarının bilinmesi gereğinden kaynaklanmaktadır. Bu nedenle önsel olasılıkların %50-%50 alınabilmesi için, başarısız işletmelerle, başarılı işletmelerin sayısı eşitlenmektedir²⁷⁵. Çalışmamızda başarılı ve başarısız işletme sınıflarında yer alan işletme sayılarının eşit olması nedeniyle önsel olasılıklar eşit (0,5) olarak alınmıştır.

Literatürdeki birçok araştırmacı, Beaver'in (1968) yaptığı gibi, çalışmada; finansal oranları literatürdeki popüleritesi ve önceki araştırmalarda başarılı ve başarısız işletmeleri tahmin yeteneğine göre bazı finansal oranları bağımsız değişken olarak seçmiştir. Bu kriterler, Gallego ve Mures-Quintana (2012) çalışması takip edilerek çalışmamızda da finansal oranları seçmek için dikkate alınmıştır²⁷⁶. Finansal oranların belirlenmesinde seçilen oranlar çalışmamızda dört yıllık çalışma dönemi için hesaplandığından, örneklemedeki işletmelerin ardı ardına dört yıllık finansal oran bilgisine ihtiyaç duyulmuştur. Finansal oranlarla ilgili bilgiler, başarısızlık yılı ve başarısızlıktan önceki son üç yıl için elde edilmiştir.

Başarısızlığı tahmin edebilmek için işletmelerin finansal durumuyla ilgili bilgilere ulaşmak gerekmektedir. Bu bilgi temel olarak finansal oranlarla verilir; ancak ek bilgiler de (örneğin etkinlik, şirket boyutu, yaş, vb.) bazı çalışmalarda hesaba katılmaktadır²⁷⁷. Bilanço ve gelir tablosundan faydalanarak elde edilen geleneksel finansal oranları, bağımsız değişken olarak kullanmak, işletme başarısızlığı tahmin modelleri oluşturmak için yaygın bir uygulamadır. Bununla birlikte, finansal veriler, işletme başarısızlığını ve iflâsını açıklayan tek araç değildir²⁷⁸.

Bazı çalışmalar, yayınlanan yıllık raporlardan ve işletme başarısızlıklarından türetilen finansal olmayan verilerin ilişkisini incelemektedir. Kuruluş tarihi daha eski ve daha yeni firma örneklemi incelendiğinde kuruluş tarihi yeni olan şirketlerin, kuruluş

²⁷⁴ Gallego and Quintana, pp. 159-160.

²⁷⁵ Vatansever ve Aydın, s. 166.

²⁷⁶ Gallego and Quintana, p. 162.

²⁷⁷ Alfaro et al., p. 112.

²⁷⁸ Yip, p. 498.

tarihi eskilere göre çok daha yüksek iflâs olasılığına sahip olduğu görülmüştür²⁷⁹. Bu nedenle nitel bağımsız değişkenlerden firmanın faaliyet süresi analize dâhil edilmiştir. Xu vd. (2014) çalışmaları takip edilerek modele daha fazla değişken eklenmiştir, böylelikle dinamik bir operasyonel ortamdaki firmalar hakkındaki bilgi kaybı çok az olacaktır²⁸⁰. Yeni değişkenlerin eklenmesi, genellikle bir modelin açıklayıcı kabiliyetini arttırırken diğer taraftan veri toplama maliyetlerini de arttırmaktadır²⁸¹.

Denetim raporları finansal başarısızlık ve iflâs ile ilgili faydalı bilgiler gösterebilir. Kötü bir rapor, denetçilerin finansal tabloların bir veya birden fazla yönüyle tatminkâr olmadığını ve/veya şirketin varlığının devam etmesinde belirsizliğe yol açan muhasebe eksikliklerinin olduğunu göstermektedir²⁸². Bu nedenle çalışmada finansal tablolardan elde edilemeyen ancak BIST kamuyu aydınlatma platformunda, faaliyet raporları, denetim raporlarından elde edilebilen; “işletmenin faaliyet süresi”, “dört büyük denetim firması tarafından denetlenip denetlenmediği”, “halka açıklık oranı” ve “sermayede doğrudan %5 veya daha fazla paya ya da oy hakkına sahip gerçek ve tüzel kişilere ait yabancı sermaye payı” değişkenleri de finansal tablo verilerinden elde edilen finansal oranların yanında bağımsız değişken olarak alınmıştır.

Finansal oranların kullanılması, enflasyon etkisinin yanı sıra işletme büyüklüğü ve sektör farklılıkları gibi bazı önemli faktörlerin de kontrol altına alınmasını sağlayabilecektir²⁸³. Farklı yıllara ait verilerin kullanılması, finansal tablolar üzerinde enflasyonun etkisini düşündürse de bu çalışmada değişken olarak oran kullanıldığı için veriler üzerinde böyle bir etki oluşmadığı belirtilebilir²⁸⁴. Yine de çalışma dönemi belirlenirken 24/03/2005 tarihinde yayınlanan VUK-17/2005-4/Enflasyon Düzeltmesi Uygulaması-11 (Vergi Usul Kanunu Mükerrer Madde 298, Geçici Madde 25, 5024 Sayılı Kanun Geçici Madde 1, 5228 Sayılı Kanun Madde 59) uygulama farklılığının finansal oranlar üzerindeki etkileri düşünülerek, çalışmanın 2005-2015 dönemini kapsamı uygun görülmüştür.

²⁷⁹ Jardin “Predicting Bankruptcy using Neural Networks and other Classification Methods: The Influence of Variable Selection Techniques on Model Accuracy”, p. 2051

²⁸⁰ Wei Xu, Zhi Xiao, Xin Dang et al. “Financial Ratio Selection for Business Failure Prediction using Soft Set Theory”, Knowledge-Based Systems, Vol. 63, 2014, p. 60.

²⁸¹ Meyer and Pifer, p. 853.

²⁸² Yip, p. 503.

²⁸³ Torun, s. 88.

²⁸⁴ Çelik, s. 113.

Çalışmanın bağımsız değişkenlerini oluşturan söz konusu finansal oranlar belirlenirken, finans yazınında yer alan çalışmalarda öne çıkan oranlar dikkate alınmıştır. Bu oranlar belirlenirken gerek yurt içi, gerekse yurt dışında yapılan çalışmalarda finansal başarısızlığı tahmin etmek için yaygın olarak kullanılan değişkenlerden faydalanılmıştır. Belirlenen 25 finansal oran, 4 grupta sınıflandırılarak Tablo 3.1’de gösterilmektedir. Literatürde bazı araştırmacılar, örneğin Pompe ve Bilderbeek (2005), firmanın yaşı ile iflâs öngörülebilirliği arasındaki ilişkiyi araştırmıştır. Kim vd. (2008) çalışmalarında bağımsız denetim görüşü ve faaliyet süresini nitel değişken olarak kullanmışlardır²⁸⁵. Çalışmamızda da dört nitel değişken belirlenmiştir. Nitel değişkenlerin belirlenmesinde BIST internet sitesi ve Kamuyu Aydınlatma Platformu’nda (KAP) işletmelere ait genel bilgiler kısmından işletmelerin kuruluş yılı, çalışılan bağımsız denetim firması, halka açıklık oranı ve yabancı sermaye payı bilgileri elde edilmiştir.

²⁸⁵ Minchoul **Kim**, Minho Kim and Ronald D. McNeil, “Predicting Survival Prospect of Corporate Restructuring in Korea”, *Applied Economics Letters*, Vol. 15, 2008, p. 1187.

Tablo 3.1. Finansal tablolardan elde edilen nicel ve kamuyu aydınlatma platformundan elde edilen nitel bağımsız değişkenler

		Finansal Oranlar	Hesaplanması
Likidite Oranları	X1	Cari Oran	Dönen Varlıklar/ Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar
	X2	Asit-Test (Likidite) Oranı	(Dönen Varlık-Stoklar) / Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar
	X3	Nakit Oran	(Hazır Değerler + Menkul Kıymetler) / Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar
	X4	Stokların Toplam Varlıklara Oranı	Stoklar / Aktif Toplamı
Finansal Yapı Oranları	X5	Uzun Vadeli Yabancı Kaynakların Aktiflere Oranı	Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar/Aktif Toplamı
	X6	Kısa Vadeli Yabancı Kaynakların Toplam Varlıklara Oranı	Kısa Vadeli Yabancı Kaynak / Aktif Toplamı
	X7	Finansal Kaldıraç Oranı	(KVYK+UVYK) /Aktif Toplamı
	X8	Kısa Vadeli Yabancı Kaynakların Özsermayeye Oranı	Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar / Özsermaye
	X9	Duran Varlıkların Özsermayeye Oranı	Duran Varlıklar / Özsermaye
	X10	Dönen Varlıkların Aktif Toplama Oranı	Dönen Varlıklar /Aktif Toplam
	X11	Toplam Borçların Özsermayeye Oranı	(KVYK+UVYK)/Özsermaye
Faaliyet Oranları	X12	Stok Devir Hızı	Satışların Maliyeti/Ortalama Stok
	X13	Alacak Devir Hızı	Net Satışlar / Ticari Alacaklar
	X14	Aktif Devir Hızı	Net Satışlar / Aktif Toplam
	X15	Öz sermaye Devir Hızı	Net Satışlar/Öz sermaye
	X16	Hazır Değerler Devir Hızı	Net Satışlar / (Hazır Değerler + Menkul Kıymetler)
	X17	Dönen Varlık Devir Hızı	Net Satışlar / Dönen Varlıklar
	X18	Maddi Duran Varlık Devir Hızı	Net Satışlar / Maddi Duran Varlıklar

Tablo 3.1. Devamı. Finansal tablolardan elde edilen nicel ve kamuyu aydınlatma platformundan elde edilen nitel bağımsız değişkenler

Karlılık Oranları	X19	Brüt Kâr Marjı	Brüt Satış Kârı veya Zararı/Net Satışlar
	X20	Faaliyet Kâr Marjı	FVÖK/Net Satışlar
	X21	Net Kâr Marjı	Net Kâr/Net Satışlar
	X22	Ekonomik Karlılık Oranı (ROA)	FVÖK/Toplam Aktifler
	X23	Aktif Kârlılık Oranı	Net Kâr /Toplam Aktifler
	X24	Öz sermaye Kârlılığı (ROE)	Net Kâr/Öz sermaye
	X25	Finansman Giderlerini Karşılama Oranı	Faiz ve Vergi Öncesi Kar / Finansman Giderleri
Nitel Değişkenler	X26	Firma Faaliyet Süresi	
	X27	Dört Büyük Denetim Şirketi (Pricewaterhousecoopers-Deloitte Touche Tohmatsu- Kpmg- Ernst And Young) Tarafından Denetlenip Denetlenmediği	
	X28	Halka Açıklık Oranı %	
	X29	Sermayede Doğrudan %5 veya Daha Fazla Paya Sahip Gerçek ve Tüzel Kişiler- Halka Açık Olmayan Paylarda Yabancı Sermaye Payı %	

Kaynak: Literatür incelemesi sonucunda yazar tarafından oluşturulmuştur.

Belirlenen işletmelerin performansını gösteren finansal oranları oluşturmak için bir sınırlama yoktur. Yazarlar düşük hata oranının, bireysel ayırım yeteneğini gösteren değişkenlerle oluşturulan iyi bir modelin belirleyicisi olduğunu varsayarlar. Değişken seçimindeki sınırlamalardan kurtulmak için bazı yazarlar genetik algoritmalar ve NN yöntemlerini ileri sürerler. Ancak bu örnekler çok azdır ve bir modelin öngörü performansı üzerindeki değişken seçim tekniğinin etkisini analiz etmemektedir²⁸⁶. Mevcut literatür ilgisiz ve gereksiz değişkenlerin varlığının gürültü derecesini artıracağını, faydalı ayırmacı bilgiler içermeyen veya ilgili konularda bulunan bilgileri tekrarlayan değişkenleri ortadan kaldırmanın amaçlandığını göstermektedir. Aksi durumda değişkenlerin sayısı arttığı için bütün değişkenleri kapsayan bir araştırma, hesaplama açısından maliyetli olmaktadır²⁸⁷.

Karşılaştırmalı yöntemlerin tümü değişken seçimine duyarlı olduğundan, değişken seçimi için başarısız şirketleri başarılı şirketlerden ayıran önemli değişkenleri belirlemek için Gepp ve Kumar (2015) çalışması takip edilerek filtre yaklaşımı kullanılmıştır²⁸⁸. Veriler normalleştirilmediği takdirde, NN verimleri azalacağından, NN analizinde tüm verilerin (0, 1) aralığına ölçeklendirilmesi için minimum-maximum normalleştirme kullanılmıştır. Li vd. (2010) çalışmaları takip edilerek NN ve C5.0 algoritması analizleri için en uygun değişken alt kümesini seçmek için MDA aşamalı (stepwise) yöntem kullanılmıştır²⁸⁹.

Filtre temelli değişken seçim yöntemleri genellikle şu işlemleri içermektedir. Belirli bir arama stratejisine dayanan yöntem, başlangıçta belirli bir alt kümeden, boş bir küme, bir tam küme veya herhangi bir alt kümeyi rastgele seçer. Ardından, üretilen alt kümeler belirli bir ölçü ile değerlendirilir ve önceki en iyi kümeyle karşılaştırılır. Bu arama işlemi, önceden tanımlanmış durdurma kriterleri karşılanıncaya kadar yinelenir. Sonuç olarak, bu yöntemin nihai çıktısı, en son geçerli olan en iyi alt kümedir. Filtre tabanlı yöntemler arama ve değerlendirme aşamaları sırasında herhangi bir madencilik algoritması içermez, hesaplama yönünden verimlidirler. Finansal başarısızlık

²⁸⁶ Jardin, "Predicting Bankruptcy Using Neural Networks and Other Classification Methods: The Influence of Variable Selection Techniques on Model Accuracy", p. 2049.

²⁸⁷ Wu et al. "Data Preprocessing and Data Parsimony in Corporate Failure Forecast Models: Evidence from Australian Materials Industry", p. 330.

²⁸⁸ Gepp and Kumar, p. 399.

²⁸⁹ Li et al., "On Sensitivity of Case-Based Reasoning to Optimal Feature Subsets in Business Failure Prediction", p. 4820.

tahmininde kullanılan bazı filtre tabanlı yöntem örnekleri, test, ana bileşen analizi, diskriminant analizi ve regresyon gibi istatistiksel teknikler üzerine kurulmuştur²⁹⁰.

Finansal başarısızlık tahmin çalışmalarında, finansal oranlar genellikle üç kriterle dayanarak seçilir²⁹¹. Bunlar;

- Başarısızlık tahmini literatüründe yaygın olarak kullanılmalı,
- Oranların hesaplanması için gerekli olan bilgiler elde edilebilir veya mevcut olmalı,
- Daha önceki çalışmalardan elde edilen veya ön denemeler sonucu araştırmacıların kendi tecrübelerine dayanan kararları olmalıdır.

Bu nedenle çalışmanın değişken seçimi kısmında üç aşamalı değişken seçim süreci uygulanmıştır. İlk aşamada, finansal başarısızlık öngörme literatürü gözden geçirilmiş ve onlarca finansal orandan literatürdeki popülerliğe dayalı olarak 30 finansal oran seçilmiştir. İkinci aşamada, gerekli verilerin bulunabilirliğine dayanarak 25 değişken ve dört finansal olmayan değişken seçilmiştir. Bu değişkenlere ait finansal tablo oranları ve diğer bilgiler Alfaro vd. (2008) çalışmalarında olduğu gibi başarısızlık anından önceki yılsonu bilgileri alınmıştır. Üçüncü aşamada, son değişkenleri seçmek için ileri adımlı diskriminant analizi (Stepwise Discriminant Analysis, SDA) kullanılmıştır. SDA, değişkenlerin boyutlarını azaltmak ve değişken grubu arasında olabilecek en önemli değişkenleri seçmek için yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir. SDA seçilecek herhangi bir değişken kalmayınca kadar, önceden belirlenmiş istatistiksel anlamlılık seviyesi için F değerine dayalı olarak değişkeni seçmektedir²⁹². Stepwise yöntemi, en iyi tek değişken modelini, devamında en iyi iki değişken modelini ve sonra en iyi üç değişken modeli şeklinde devam ederek en iyi fonksiyona ulaşmayı amaçlayan bir yöntemdir²⁹³.

Literatürde piyasa değerini temel alan değişkenleri kullanan çalışmalar bulunmaktadır. Piyasa değerini temel alan değişkenler, piyasa verilerine ulaşımın olduğu ve piyasaların etkin olduğu yerlerde doğru sonuçlar verebilmektedir. Bu nedenle Türkiye’de piyasa değeri esaslı değişkenleri kullanmak sakıncalı olabilir²⁹⁴. Agarwal ve

²⁹⁰ Liang et al., “The Effect of Feature Selection on Financial Distress Prediction”, p. 290.

²⁹¹ Alfaro et al., p. 114.

²⁹² Etemadi et al., p. 3203.

²⁹³ Vatansever, Aydın, s. 167.

²⁹⁴ Nurcan Öcal ve Eyüp Kadioğlu, “Finansal Başarısızlığın Tahmini: Borsa İstanbul’da İmalat Sektörü İçin Bir Uygulama”, *19th Finance Symposium*, Çorum 2015, s. 1-25.

Taffler (2008) çalışmasında, öngörü doğruluğu açısından piyasa temelli ve muhasebe modelleri arasında çok az fark olduğunu ortaya koymaktadır²⁹⁵.

Muhasebe oranına dayalı yaklaşım teorik dayanak olmaması nedeniyle eleştirilmekle birlikte, piyasa verilerine dayalı çalışmalar ile kıyaslandığında üç önemli avantaja sahiptir: İşletme başarısızlığı genellikle ani bir olay değildir, ekonomik koşulların ani bir şekilde değişmesi nedeniyle kârlı ve güçlü bilançolarla iflâs eden firmaların görülmesine ender rastlanmaktadır. Genellikle işletme başarısızlığı, birkaç yıl devam eden olumsuz performansın doruk noktasıdır ve bu nedenle firmanın muhasebe verileri tarafından büyük oranda başarısızlık bilgisi ele geçirilecektir. İkincisi, çift taraflı muhasebe sistemi, muhasebe politikalarının değiştirilmesinin, farklı muhasebe bilgisi elde edilmesi ihtimalini en aza indirir. Son olarak, kredi anlaşmaları genel olarak muhasebe verilerine dayanmaktadır ve bu bilgilerin muhasebe oranına dayalı modellerde daha fazla yansıtılacağı düşünülmektedir. Geleneksel muhasebe oranına dayalı kredi risk değerlendirme yaklaşımları yoğun olarak eleştirilmesine rağmen, aslında, muhasebe temelli yaklaşım, piyasa temelli yaklaşıma kıyasla önemli ölçüde ekonomik yararlar sağlamaktadır²⁹⁶.

Değişken seçimi, veritabanlarındaki bilgi keşfinin önemli bir veri ön işleme adımıdır. Amaç, belirli bir veri kümesindeki temsil edilmemiş değişkenlerin filtrelenmesidir. Finansal sıkıntı, iflâs tahmini ve kredi skorlaması için genel olarak kabul görmüş herhangi bir finansal oran olmadığından, elde edilen değişkenler, seçtikleri veri kümesindeki temsil gücü yani önem ve açıklayıcı güç açısından incelenmelidir. Bu nedenle değişken seçimi yapıldıktan sonra sınıflandırıcıların performansı, değişken seçimi yapılmadan sınıflandırıcıların performansı ile karşılaştırılabilir²⁹⁷.

²⁹⁵ Vineet **Agarwal** and Richard **Taffler**, “Comparing The Performance of Market-Based and Accounting-Based Bankruptcy Prediction Models”, *Journal of Banking and Finance*, Issue 32, 2008, p. 1550.

²⁹⁶ Agarwal and Taffler, p. 1550.

²⁹⁷ Jardin, “Bankruptcy Prediction Models: How to Choose the Most Relevant Variables”, p. 43.

3.1.2. Araştırmada Kullanılan Modellerin Varsayım ve Kısıtları

Çalışmada kullanılmak üzere belirlenmiş olan 126 işletmenin, 2009 ve öncesi için BIST'in internet sayfasında, 2010 ve sonrası için ise KAP'da yer alan haberler/duyurular ve pazar değişikliği duyuruları elde edilerek incelenmiştir. BIST'in internet sayfasında işlem sırası kapatılan şirket listesi, finansal durumdan dolayı borsa kotundan çıkarılan, borsa pazarı değiştirilen şirket listeleri elde edilmiştir. İşlem sırası kapatılan şirketler listesi BIST internet sitesinden elde edilerek 2005-2015 yılları arasında en az 4 yıl süre ile finansal tablolarına ulaşılabilen işletmelere ait veriler değerlendirilmiştir. Veri setinin 10 yıllık bir aralığı içermesi, finansal başarısızlığa uğramış işletme sayısını artırma çabasından kaynaklanmaktadır. Ülkemizde bu tür bir çalışmanın örneklemini oluşturacak sayıda finansal başarısız olmuş işletmelere ait veri bulmak mümkün olamamaktadır²⁹⁸. Verileri elde edilecek çalışma dönemleri 2005-2015 yılları arasında olduğundan ve bir işletme 2005 yılında ve 2006 yılında başarılı ancak 2007 yılında başarısız ise başarısızlıktan önceki 3 yılın verilerine de ihtiyaç duyulduğundan 2004 yılı verilerini de elde etmemiz gerekmektedir. Bu nedenle başarısızlık yılının başlangıcı olarak 2008 yılı verileri alınmıştır.

İşletme ile ilgili karar verme, gerekli önlemleri alma ve değişiklik yapabilmeye üç yıl gibi bir sürenin dahi uzun olduğu dikkate alınır üç yıldan uzun bir sürenin kullanılması öngörü kabiliyetinin azalması ve tahminlemeden beklenen faydanın kaybolmasına neden olmaktadır. Torun (2007) çalışmasında da belirtildiği gibi işletmeyle ilgili olarak verilecek çoğu karar için iki yıllık sürenin yeterli olduğu düşünüldüğünde, özellikle 3 yıldan sonra finansal başarısızlık tahmini sınıflandırma hatasının artmasından dolayı çalışmamızda 3 yıldan fazla tahminlemenin pratik faydasının olmayacağı düşünülmüştür. Veri madenciliğinde veri sayısının fazla olmasının analiz sonuçları üzerindeki olumlu etkisi göz önünde bulundurularak, mümkün olduğu kadar çok veriye sahip olan yıl seçilmiş ve bu yıldan önceki 3 yıl içinde aynı işletmelere ait verilere ulaşılabilirlik dikkate alınmıştır. Tablo 3.2'de başarısız şirketlerin yıllara göre dağılımı verilmektedir.

²⁹⁸ Ramazan **Aktaş**, Mete Doğanay ve Birol Yıldız, "Mali Başarısızlığın Öngörülmesi: İstatistiksel Yöntemler ve Yapay Sinir Ağı Karşılaştırması", *Ankara Üniversitesi SBF Dergisi*, Cilt 58, Sayı 4, 2004, s. 11-12.

Tablo 3.2. Başarısız şirketlerin yıllara göre dağılımı

Yıllar	Başarısız Şirket Sayısı
2008	40
2009	63
2010	42
2011	44
2012	57
2013	55
2014	53
2015	50

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Bee ve Abdollahi (2013) çalışmaları takip edilerek perakendeciler, finans şirketleri, ekonomik koşullara yüksek düzeyde bağımlı olmaları nedeniyle örnekleme dâhil edilmemiştir. Glezakos vd. (2010) çalışmaları takip edilerek bazı sektördeki işletmelerin finansal oranlarının belirli özellikler taşıması nedeniyle yatırım şirketleri, leasing şirketleri, bankalar ve sigorta şirketleri örnekleme kapsamına alınmamıştır. Literatürdeki diğer çalışmaların neredeyse tamamında karşı karşıya kalınan en önemli sınırlandırma şirketlerin başarı ve başarısızlık yılının hangi yıl olarak belirleneceği konusudur. Başarılı ve başarısız işletme örnekleminin mümkün olduğu kadar fazla olmasını sağlamak için 2005-2015 yılları arası veriler alınmış ve en fazla başarısızlığın olduğu yıl 2009 yılı olarak belirlenmiştir. Örneklemin fazla olması nedeniyle 2009 başarısızlık yılı olarak belirlendiğinden başarısız olan işletmelere ait 3 yıl öncesi 2006, 2007, 2008 yılı verilerine ulaşılabilen 63 işletme çalışma kapsamına alınmıştır. Literatürde diğer çalışmalarda, örneğin Yakut (2012) çalışmasında, en çok başarısızlık hangi yıl olmuşsa o yılın başarılı işletmeler için de baz yıl olarak alınması yoluna gidilmektedir. 2009 yılı başarısızlık yılı olarak alındığından aynı yıl başarılı işletmeler için başarı yılı olarak belirlenmiş ve 2006-2009 döneminde başarılı olan işletmelerden 63 işletme tesadüfi olarak seçilmiştir.

BIST işlem sırası kapatılan işletmelerin işlemleri yılın farklı dönemlerinde kapandığından farklı dönem mali tabloların değerlendirilmesinin doğuracağı sakıncaları gidermek için işlem sırası kapanmadan bir yıl önceki 31.12 tarihli bilanço ve gelir tablosunun bulunduğu yıl başarısızlık yılı olarak belirlenmiştir. İşlem sırası kapanan işletmelerden “UKİM” ve “UZEL”in verilerine ulaşılamamıştır. “AYNES”in 2014 yılı öncesi verilerine ulaşılamamıştır. “BRKO” 2006, 2007, 2008 yılları mali verilerine ulaşamadığından örnekleme alınamamıştır. “ALYAG” işletmesinin 12 aylık verilerine ulaşamadığından 9 aylık verileri alınmıştır.

İşletmelerde finansal sıkıntı üzerine yapılan araştırmalar genellikle muhasebe tablolarında açıklanan mali göstergelerin kullanımı ile sınırlıdır ve bu durum mali olmayan göstergelerin rolünü göz ardı etmektedir. Çalışmamızda finansal tablolara dayalı olmayan göstergelerin kullanılabilmesi için dört yıla ilişkin şirket haberleri ve duyuruları incelenmiştir. Mali tablo başarısızlık kriterleri dışında iflâs ertelemesinin istenmesi, ticari ve finansal borçların yeniden yapılandırılmasının talep edilmesi gibi finansal tablolar ile ilgili olmayan özel durum açıklamaları tek tek incelenmiştir. Özel durum açıklamalarında kâr payı dağıtılmaması kriteri yalnızca dönem kârının olmadığına ya da geçmiş yıl zararlarına mahsup edilmesi durumlarında dikkate alınmış ve başarısızlık ölçütü olarak kullanılmıştır. Kâr payı dağıtımını yapılmaması nedeniyle başarısız sayılan işletmelerde adi pay senedi sahipleri değil imtiyazlı pay senetlerine kâr payı dağıtılmamasından dolayı başarısız olarak değerlendirilmişlerdir.

İflâs bir işletmenin finansal sıkıntı veya başarısızlığının sonucu ile ilgili en çok kullanılan kavramdır. Finansal başarısızlık kriteri olarak yalnızca iflâsın alınması; sermaye yapısının yeniden düzenlenmesi, borçların yapılandırılması, borçların vadesinin uzatılması, alacaklıların alacak tutarlarının bir kısmından vazgeçmesi, varlıkların nakde çevrilmesi, küçülme, işletme birleşmeleri ve devralmalar, konkordato, tasfiye, işletmenin faaliyet alanını azaltmak ve uzun vadeli nakit akışı problemlerine maruz kalmak gibi bir işletmenin sahip olduğu diğer başarısızlık kriterlerinin ihmal edildiği anlamına gelmektedir²⁹⁹. Finansal sıkıntı, bir teşebbüsün belirli finansal zorlukları yaşadığı durumdur. Bazı klasik literatürde bu tür maddi sıkıntılar; alınan borcun geri ödenmemesi, imtiyazlı hisse senedi temettüsü ödememek, banka

²⁹⁹ Geng et al., “Prediction of Financial Distress: An Empirical Study of Listed Chinese Companies Using Data Mining”, p.236.

mevduatının çekilmesi, tahvil temerrüdü, alacaklıların çıkarları için tasfiye ve hatta iflâs işlemlerine girmek gibi sonuçları içermektedir³⁰⁰.

Finansal sıkıntının sonucu olarak iflâs kullanan ampirik çalışmalar bu alandaki literatürün büyük bir bölümünü oluşturmuştur³⁰¹. Başarısızlığın yasal tanımı olan iflâs geniş ölçüde kabul görmüş olmakla birlikte yasal başarısızlık zamanı çoğu kez gerçek başarısızlık zamanını yansıtmamaktadır. Başarısızlık olarak iflâsın alınması ile ilgili bir diğer eleştiri ise başarısız işletme özelliklerinden bazılarını sahip bir işletme iflâs etmeyebilir. Bu durumdaki bir işletme iflâs yerine başka bir işletmeyle birleşebilir ya da yeniden organize edilebilir³⁰². Genel olarak işletme başarısızlık öngörü modelleri, başarısız işletmelere benzer profillere sahip olan başarılı işletmelerle karşılaştırıldığında sınıflandırma hataları ortaya çıkmaktadır. Başarısız işletmeler faaliyete devam edebilir, ancak sağlıklı işletmelerin aniden iflâs etmeleri çok daha sıra dışı bir durumdur. Tahmin ufku arttıkça model doğruluğu da azalmaya başlamaktadır³⁰³.

Çin'de işlem gören bir işletmenin finansal sıkıntısı, Çin Menkul Kıymetler Borsası tarafından özel durum, (special treatment, ST) olarak tanımlanmaktadır. Bu işletmelerin ST olarak değerlendirilmelerinin nedeni, kârlarının iki yıl üst üste negatif olmaya devam etmesidir. Çin Borsası'ndaki ST'nin amacı işletme yöneticileri ve yatırımcıları uyarmak ve işletmenin performansını arttırmaya zorlamaktır³⁰⁴. ST'nin BIST'de uygulama yönünden karşılığı gözaltı pazarına alınma durumudur. Çalışmamızda gözaltı pazarına alınma ve gözaltı pazarından çıkma talebinin borsa yönetim kurulu tarafından red edilmesi finansal başarısızlık kriteri olarak alınmıştır.

İşletmelerin başarılı ya da başarısız olarak sınıflandırılmasında kriterler açık ve net bir biçimde belirlenmez ise, tahminlemede elde edilen başarı oranları da istenilen düzeyde olmayabilir³⁰⁵. Finansal başarısızlığın önlenmesinde ilk olarak yapılması gereken finansal başarısızlığın nedenlerinin belirlenmesidir. İşletmeler çok farklı nedenlerden dolayı sıkıntıya düşmektedirler³⁰⁶. Yapılan çalışmalarda bu durum ülkeden

³⁰⁰ Sun et al., "Predicting Financial Distress and Corporate Failure: A Review From The State-of-The-Art Definitions, Modeling, Sampling, and Featuring Approaches", p. 42.

³⁰¹ Geng et al., "Prediction of Financial Distress: An Empirical Study of Listed Chinese Companies Using Data Mining", p.237.

³⁰² Melike Çelik, s. 117-118.

³⁰³ Jardin and Séverin, p. 710.

³⁰⁴ Geng et al., "Prediction of Financial Distress: An Empirical Study of Listed Chinese Companies Using Data Mining", p.237.

³⁰⁵ Kılıç ve Seyrek, s. 9.

³⁰⁶ Kılıç ve Seyrek, s.12.

ülkeye, sektörden sektöre farklılık göstermektedir³⁰⁷. Gelişmekte olan ülkelerde işletmelerin vadesi gelen borçlarını ödemede sıkıntı yaşamaları ile iflâs etmesi arasındaki tüm durumlar finansal başarısızlık olarak ifade edilmektedir³⁰⁸.

Literatürde başarısızlık kriteri olarak tek bir yıl zarar açıklayan işletmeleri başarısız, kâr açıklayan işletmeleri başarılı olarak değerlendiren çalışmalar, örneğin Altaş ve Giray (2005) çalışması, bulunmaktadır³⁰⁹. Li ve Sun (2011) çalışmasında olduğu gibi borsada işlem gören bir şirketin ardı ardına iki yılda net kârının negatif olması durumunda şirketin başarısızlığa uğradığı düşünülmektedir. Bu nedenle çalışmamızda da en az iki yıl üst üste zarar eden işletme başarısız olarak sayılmıştır. Tek yıl başarısız olan işletmelerden zarar eden bir işletme bir yıl sonra kâr dağıtımını yapmıyorsa (geçmiş yıl zararlarından dolayı) bu işletme başarısız işletme olarak değerlendirilmiştir. Başarılı işletmelerin seçimi, Tablo 3.3'deki finansal başarısızlık kriterlerine uymayan işletmeler arasından yapılmıştır.

Tablo 3.3'deki kriterlerden herhangi birine uyan işletmelerin iflâs ettikleri yıl, tahtasının kapandığı yıl, faaliyetlerini durdurduğu yıl ya da üst üste zararların başladığı ilk yıl başarısızlık başlangıç yılı (t) olarak kabul edilmiştir. İşletmelerin finansal sıkıntıya düşüp düşmediği özel durum açıklamalarından, finansal tablo dipnotlarından ve denetçi görüşlerinden yararlanılarak tespit edilmiştir. 2005-2010 yılları arasındaki veriler (mali tablolar ve şirket haberleri) BIST internet sitesinde veriler kısmından, mali tablolar ve şirket haberleri arşiv kısmından elde edilmiştir. 2010 yılı ve sonrası veriler (mali tablolar ve özel durum açıklamaları) KAP internet sitesinden (şirketler-BIST şirketleri- sektörler- bildirim sorgu-özel durum açıklamaları –tüm tarihler kısmından) elde edilmiştir. Bu araştırmada kullanılan mali tabloların kaynağı BIST olup mali tabloların hazırlama esaslarına uygunluğu, standartlara uygunluğu ve BIST tarafından denetlenmiş olması, bu tabloların kullanılmasının seçiminde önemli bir etkidir.

Bir şirketin finansal açıdan başarısız olarak sınıflandırılması için kullanılan kriterler Tablo 3.3'de verilmiştir.

³⁰⁷ Yunus Kılıç, "Finansal Başarısızlık Tahmininde Veri Madenciliğinin Kullanılması: İMKB'de Bir Uygulama", Gaziantep Üniversitesi SBE, Gaziantep 2011(Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi), s. 39.

³⁰⁸ Selimoğlu ve Orhan, s. 25.

³⁰⁹ Dilek Altaş ve Selay Giray, "Mali Başarısızlığın Çok Değişkenli İstatistiksel Yöntemlerle Belirlenmesi: Tekstil Sektörü Örneği", *Sosyal Bilimler Dergisi*, Sayı 2, 2005, s. 13.

Tablo 3.3. Çalışmada kullanılan finansal tablolara dayanan ve finansal tablolara dayanmayan özel durum açıklaması ile belirtilen finansal başarısızlık göstergeleri

Finansal Tablolara Dayalı Olan Finansal Başarısızlık Göstergeleri	<p>Öz kaynakların negatif değerde olması</p> <p>Özsermayenin en az 2/3'ünün azalması</p> <p>Toplam aktiflerin %10 ve daha fazla oranda azalması</p> <p>Son iki veya daha fazla yılda şirketin üst üste zarar etmesi</p>
Finansal Tablolara Dayanmayan Özel Durum Açıklaması İle Belirtilen Finansal Başarısızlık Göstergeleri	<p>BIST'te işlem sırasının kalıcı olarak kapatılması</p> <p>Finansal kurumlar, alacaklı şirketler ve varlık yönetim firması ile borçların yeniden yapılandırılması</p> <p>Haciz ve ihtiyati tedbir kararı</p> <p>Tahvillerin temerrüdü ve yapılandırılması</p> <p>Dönem zararından dolayı imtiyazlı pay senetlerine kâr payı dağıtılmaması</p> <p>Gözaltı pazarına alınma ya da gözaltı pazarından çıkma talebinin reddedilmesi³¹⁰</p> <p>Finansal tabloların bağımsız denetiminde denetçinin görüş bildirmekten kaçınması</p> <p>Geçmiş yıl zararlarına mahsuben sermaye azaltımı</p> <p>Toplu işçi çıkarılması</p> <p>Kamu haczi</p> <p>Alacaklı bankalarla görüşme</p> <p>İflâs davası açılması veya iflâs erteleme reddi</p> <p>MDV satışı (Makine, teçhizat, fabrika binası, arsa satışı) veya finansal kiralama şirketine MDV satışı ve yeniden kiralanması</p> <p>Faaliyetlerin tamamen durdurulması</p>

Kaynak: Literatür incelemesi ve Tez izleme komitesi üyeleri tarafından verilen tavsiyeler doğrultusunda yazar tarafından oluşturulmuştur.

³¹⁰ Öcal vd., "Predicting Financial Failure Using Decision Tree Algorithms: An Empirical Test on the Manufacturing Industry at Borsa Istanbul" , p. 191.

3.1.3. Sınıflandırma Hatası Maliyetleri

Bir modelin sınıflandırma doğruluğu, veri kümesinin doğruluğunu değerlendirilerek elde edilir. Bunu takiben, modelin öngörme doğruluğu, modelin yeni bir veri grubuna uygulanarak yapılacak tahminlerdeki performansı ile değerlendirilir. Tahmin doğruluğu ölçülürken, dikkat edilmesi gereken önemli bir husus vardır. Başarısız bir işletmeyi başarılı olarak sınıflandırmak (Tip I hata), başarılı bir işletmeyi başarısız olarak sınıflandırmaktan (Tip II hata) daha kritik ve daha maliyetlidir³¹¹. Bunun nedeni, Tip II hata, kaçırılmış potansiyel yatırım kazançları gibi yalnızca başarılı bir işle uğraşmamaktan dolayı kaybolan bir fırsat maliyeti oluşturur. Aksine, Tip I hata, iflâsı yaklaşmakta olan bir işletmeye yapılan yatırım ile tüm paranın kaybedilmesi gibi işletmeye destek olunmasından dolayı finansal kayıp ile sonuçlanan durumu anlatır³¹². Her iki tahmin hatası belirli miktarda mali kayıp ile sonuçlansa da, Tip I hataları Tip II hatalarından daha büyük bir maddi kayıp yüklemektedir. Bu nedenle, bir şirketi minimum düzeyde sınıflandırma hataları ile finansal başarılı veya başarısız gruba ayıran bir kesme puanı gerekmektedir³¹³.

Bir yatırımcı ya da borç verme kurumu açısından, Tip I hata söz konusu şirketteki yatırımın ya da söz konusu şirkete verilen kredinin değer kaybına neden olmasıdır. Tersine, Tip II hata potansiyel olarak şirkete yapılan yatırım veya krediyle ilişkili kâr kaybı olabilir³¹⁴. Bu durumda, eğer bir banka gerçekte finansal başarılı bir firmanın yanlış sınıflandırma ile finansal başarısızlığa uğrayacağını tahmin eder ve kredi vermez ise, ilgili işletmenin imajı bu durumdan zarar görmektedir. Çünkü kredi verecek diğer kuruluşlar kredi vadesinin uzatılmasında, kredi miktarının artırılmasında, tahsilat politikasında, satıcılar satış politikalarında ve alacaklılar alacak tahsil politikasında işletmeye karşı daha tedbirli ve çekinceli davranacaklarından işletmenin borçlanma maliyeti gereksiz bir şekilde artmış olacaktır. İşletmenin kredi maliyetinin artması, hem işletmenin krediye erişim imkânının azalmasına neden olmakta ve imajını zedelemekte, hem de kredi veren açısından kredi faizinin kaybı ile sonuçlanmaktadır³¹⁵.

İflâs tahmininde kullanılan sınıflandırma sistemlerinin çoğu, yanlış sınıflandırma oranını en aza indirmeye çalışmıştır. Bu yaklaşım, Tip I ve Tip II hata

³¹¹ Jardin and Séverin, p. 710.

³¹² Yip, p. 501.

³¹³ Iwan, p. 42.

³¹⁴ Muller et al., "Predicting Financial Distress of Companies Listed on The JSE – A Comparison of Techniques", p. 27.

³¹⁵ Gordini, p. 6437.

(hatalı sınıflandırma için) maliyetlerinin eşit olduğunu varsaymaktadır³¹⁶. Literatür incelemesinde, mevcut literatürde Tip I ve Tip II hatalarının sayısının çok fazla dikkate alınmadığı, Tip I ve Tip II hata oranı ve sayısına bakılmaksızın genel doğruluk sayıları ve yüzdelerine önem verildiği görülmüştür. Yanlış sınıflandırma maliyetleri gerçek dünyada eşit değildir. 1977’de Altman ve ark. (1977: 44), birkaç küçük bölgesel banka üzerinde bir denetim yapmış ve Tip I hatasının maliyet oranının Tip II hatasının maliyetinden 35 kat fazla olduğunu tespit etmiştir³¹⁷. Bu nedenle, Muller, Bruwer, Hamman (2009) çalışması takip edilerek bu çalışmada, Tip I hatasının maliyetinin, Tip II hata maliyetinin 20 ila 38 katına denk olduğu gerçeği dikkate alınmıştır³¹⁸.

3.2. Araştırma Yöntemi

Finansal başarısızlık tahmin modellerinin gerçek dünyada uygulanabilir olmasında teoriye odaklanmak yerine modellerin önce kapsamlı ampirik testlere tabi tutulması tavsiye edilmektedir. Bir modelin geliştirdiği verileri doğru bir şekilde sınıflandırma yeteneği önemli olmakla birlikte, gelecekte kurulacak modellerin performansının yüksek olmasında, model oluşturma aşamalarında farklı verilerin tahmin doğruluğu için test edilmesi gerekmektedir³¹⁹.

Bir öngörücünün performansı üzerine iki temel konu vardır. Bunlar; en iyi değişken kümesini bulmak ve doğru sınıflandırma algoritmasını seçmektir³²⁰. Bir sınıflandırma algoritması, genel olarak sınıf niteliğini içeren bir eğitim setini kullanmaktadır. Seçilen algoritma, eğitim seti ile elde edilecek sonuç için tahminler oluşturur ve bu tahminlerle değişkenler arasındaki ilişkiler bulunmaya çalışılır. Sonraki aşamada, öğrenilen ilişkiler aynı nitelikleri içeren bir test seti üzerinde uygulanarak algoritmanın performansını analiz etmek için gerçek sınıf değerleri ile karşılaştırılır. Eğitim veri seti ile eğitilen ve parametreleri düzenlenen modelin daha önce hiç karşılaşmadığı veriler karşısında sınıflandırma yeteneği ölçülmektedir³²¹. Performans seviyeleri hem algoritma yapılarına hem de parametre değerlerine bağlıdır.

³¹⁶ Chen et al. “Financial Distress Prediction in China”, p. 329.

³¹⁷ Muller et al., “Predicting Financial Distress of Companies Listed on The JSE – A Comparison of Techniques”, p. 27.

³¹⁸ Muller et al., “Predicting Financial Distress of Companies Listed on The JSE – A Comparison of Techniques”, p. 21.

³¹⁹ Gepp and Kumar, p. 398.

³²⁰ Lin et al., “Novel Feature Selection Methods to Financial Distress Prediction”, p. 2472.

³²¹ Selahattin **Koç** ve Sinem **Ulucan**, “Finansal Başarısızlıkların Tespitinde Kullanılan Altman Z Yönteminin Bulanık Mantık (Anfis) Yöntemi İle Test Edilmesi: Teknoloji ve Tekstil Sektöründe Bir Uygulama”, *Maliye Finans Yazıları*, Sayı 106, 2016, s. 157.

Performanslar; doğruluk, hassaslık, f ölçüsü ve Kappa istatistiği gibi yöntemlerle ölçülmektedir³²².

Bir modelin uyumu, modelin tahmin ettiği değerlerin gözlemlenen değerlere ne kadar yakın olduğunu araştırmayı içerir³²³. Bir sınıflandırma modelinin optimal dağılımını sağlamak için uygun parametrelerin seçimi çok önemlidir. En uygun sınıflandırma değişkenlerinin alt kümesini bulma süreci değişken seçimi olarak adlandırılır. Araştırmalara göre, değişken seçimi ile daha hızlı ve daha uygun maliyetli tahminler bulunmakta ve bir algoritmanın çalışma süresi kısaltılabilmektedir³²⁴. Çalışmada literatürde en sık uygulanan teknikler tercih edilmiştir. Karşılaştırmalı yöntemler için en uygun değişken alt kümesini seçmek için ileri adımlı (stepwise) MDA yöntemi kullanılmıştır.

Tip I hata maliyetinin ve Tip II hata maliyetinden yüksek olması başarısız işletmelerin en düşük hata ile (en yüksek sınıflandırma doğruluğu ile) tahmin edilmesini gerektirmektedir. Çalışmada tüm modeller kurulurken sınıflandırma doğruluklarında denge sağlanmasına çalışılmıştır. Çünkü karar alıcılar için Tip I hata maliyeti yüksek olduğu kabul edilmekle birlikte hiçbir karar alıcının Tip II hatasını gözardı ederek, genel doğruluk oranına ya da sadece tek bir sınıflandırma doğruluğu yüksekliğine bakarak karar almayacağı bir gerçektir.

Pompe ve Bilderbeek (2005), Gordini (2014) çalışmaları takip edilerek veriler, MDA ve LA analizleri hariç olmak üzere eğitim seti ve test seti olarak iki bölüme ayrılmıştır. Finansal risk tahmininde doğruluk ve hata oranları, sınıflandırma algoritmalarının güvenilirliğinin önemli göstergeleridir. Bu çalışma için, performans matrisi, genel doğruluk, hassaslık, gerçek pozitif oran ve gerçek negatif oran kullanılarak oluşturulmuştur.

Literatürdeki çalışmalarda “başarılı” ve “başarısız” gözlem sayısının dengeli olmadığı veriler ile sınıflandırma yapılmasının en önemli dezavantajı, gözlem sayısı oransal olarak fazla olan sınıf için sınıflama başarısının yüksek, diğer sınıf için ise düşük olmasıdır. Bu durumda, veri kümelerinin sınıfsal dengesizlik problemi ortaya çıkarak tahmin performansı düşebilmektedir. Çalışmamızda kullanılan veriler gerçek dünya veri kümelerinden olduğundan, BIST İmalat Sanayi sektöründe faaliyet

³²² Özdağoğlu et al., p. 70.

³²³ Divsalar et al., p. 221.

³²⁴ Salehi and Fard, p.23.

gösteren işletmeler anakütle olarak alındığında “başarılı” ve “başarısız” firmalara ait gözlem sayısının dengeli olmaması durumu mevcut veri tabanımız için de geçerlidir. Bu nedenle literatür, örneğin Kurtaran Çelik (2009), Öcal ve Kadioğlu (2015) çalışmaları, takip edilerek, “başarılı” ve “başarısız” şirketlere ait olan gözlem sayısının dengeli olduğu bir veri kümesi ile çalışılmasının daha uygun olacağı düşünülmüştür. Bu nedenle, nihai örneklem oluşturulurken analiz için aynı sayıda finansal başarılı ve finansal başarısız işletme verileri elde edilmiştir.

23.09.2016 tarihinde payları BIST’de işlem gören ve imalat sektöründe faaliyet gösteren 191 firma belirlenmiş olup, bunların kamuya açıklanmış mali tabloları ve açıklamaları (finansal durum tablosu, gelir tablosu), BIST veri tabanı (2009 ve öncesi için) ile KAP’tan (2010 ve sonrası için) temin edilmiştir. Ele alınan işletmelerin bilanço ve gelir tablolarından belli kriterlere göre “finansal başarılı” ve “finansal başarısız” olarak sınıflandırma yapılmıştır. Çalışmada, payları Borsa İstanbul’da işlem gören ve imalat sektöründe faaliyet gösteren firmaların 2005-2015 dönemine ait Uluslararası Finansal Raporlama Standartları (UFRS)’na uygun olarak hazırlanmış yıllık finansal tabloları kullanılmıştır. Veri madenciliği yönteminin sağlıklı sonuçlar doğurabilmesi için mümkün olduğu kadar fazla miktarda veri gerekmektedir. Bu nedenle yeterli sayıda örnekleme ulaşabilmek amacıyla veri seti olarak 191 şirket için 10 yıllık dönem incelenmektedir. BIST’de işlem gören şirketlerden 191 imalat sanayi işletmesinin 2005-2015 yılları arasındaki verileri kullanılmıştır. Verilerin 2005 yılından itibaren başlamasının nedeni ise Türkiye’de 2005 yılı itibariyle kamuya açık şirketlerin finansal tablolarının konsolide hale getirilmiş olmasıdır. SPK’nın 2003 yılında yayınladığı Uluslararası Finansal Raporlama Standartları (UFRS) uyumlu Seri: XI, No: 25 sayılı “Sermaye Piyasasında Muhasebe Standartları Hakkında Tebliğ”i uyarınca işletmeler, 2005 yılı sonrası ilk finansal tablolarını bu kriterlere göre tutmaları konusunda zorunlu tutulmuştur.

Tahmin modellerinden bazıları için eğitim ve doğrulama örnekleri gereklidir. Doğrulama için çeşitli alternatif yaklaşım biçimleri vardır. Bunlar arasında en sık kullanılanı k katlı çapraz doğrulamadır³²⁵. Çapraz doğrulama, veri madenciliğinde öğrenme algoritmalarını değerlendirmek ve karşılaştırmak için uygulanan standart bir yöntemdir. Bu yöntemde veriler test ve eğitim seti olarak iki ana bölüme ayrılır. K katlı

³²⁵ Richard H.G. **Jackson** and Anthony **Wood**, “The Performance of Insolvency Prediction and Credit Risk Models in The UK: A Comparative Study”, *The British Accounting Review*, Vol. 45, 2013, p. 188.

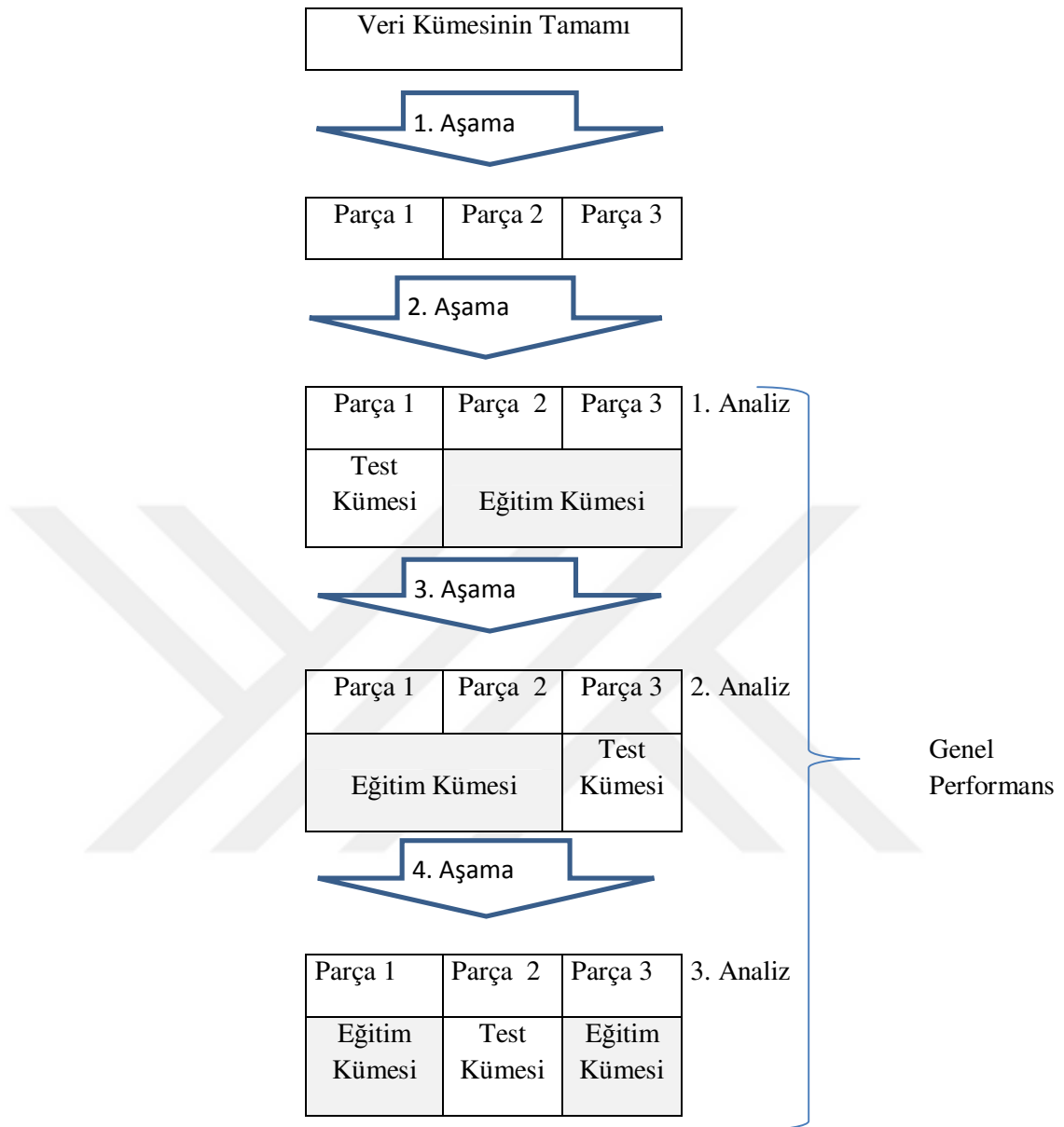
çapraz doğrulamasında, önce veri seti yaklaşık olarak veya tam olarak eşit boyuttaki alt kümelere bölünür ve ardından eğitim ve test yinelemeleri gerçekleştirilir³²⁶. Liang vd. (2015), Salehi ve Fard (2013), Chen vd. (2006), Doğrul (2009) Pompe ve Bilderbeek (2005) çalışmaları takip edilerek her sınıflandırıcıyı eğitmek ve test etmek için, her bir veri kümesi 10 farklı eğitim ve test alt kümesine bölünmüş ve bunun için 10 katlı çapraz doğrulama yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemin kullanılmasının nedeni sınırlı miktarda veriye sahip olunmasıdır. Eğitim ile test verilerinin ayrılmasında belli bir sayıda bölme veya yüzdesel bölme gibi yöntemler kullanılır. Veri çeşitliliğinin az olduğu durumlarda homojen bir dağılım için k katlı çapraz doğrulama tekniği kullanılmaktadır. Bu teknik genel olarak Şekil 3.2’de gösterilmektedir.

Çalışmada finansal başarısızlığın ve iflâs olasılığının tahmininde, literatürde sıklıkla kullanılan ve en başarılı sınıflandırma yöntemi olarak kabul edilen istatistiki yöntemlerden çoklu diskriminant analizi ve lojistik regresyon analizi, makine öğrenmesi yöntemlerinden ise NN, CART ve C5.0 algoritması kullanılmıştır. Diskriminant analizi ve lojistik regresyon analizinde veri setinin daha optimal dağılımında doğrulama yöntemi olarak 10 katlı çapraz doğrulama kullanılmıştır. C5.0 ve CART analizleri için %70 eğitim %30 test veri seti olarak ayrılmasının yanısıra 10 katlı çapraz doğrulama yapılarak daha güvenilir sonuç elde etme yoluna gidilmiştir. NN analizinde veriler %70 eğitim, %30 test setine ayrılmış ve parametre optimizasyonu yapılarak en iyi sonucu veren parametreler belirlenmiştir.

Şekil 3.2’de gösterilen bu yöntemde veriler rastgele k sayıda eşit miktarda parçaya ayrılır. Sırasıyla bir parça test için, kalanlar eğitim için kullanılarak analiz yapılır. Sonra başka bir parça test, diğerleri eğitim için kullanılır. Her aşamada veri madenciliği analizi yapılır ve parçaların tümü test edildikten sonra genel performans elde edilir. Yapılan deneysel çalışmalarda, uzman görüşlerine göre k sayısı için en uygun değer 10 bulunmuştur³²⁷.

³²⁶ Mahdi **Salehi** and Fezeh Zahedi **Fard**, “A Comparative Analysis of Corporate Failure Prediction: A Case from Iran”, *The IUP Journal of Business Strategy*, Vol. 10, No. 3, 2013, p. 24.

³²⁷ Ufuk **Çelik**, Eyüp Akçetin ve Murat Gök, *Rapidminer ile Veri Madenciliği*, 1. Baskı, Pusula Yayınları, İstanbul 2017, s. 243.



Şekil 3.2. K- katlı çapraz doğrulama

Kaynak: Çelik vd., Rapidminer ile Veri Madenciliği, s. 244.

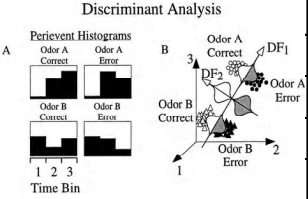
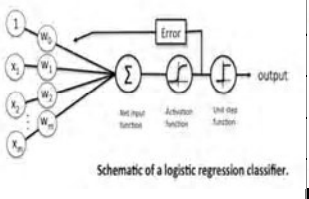
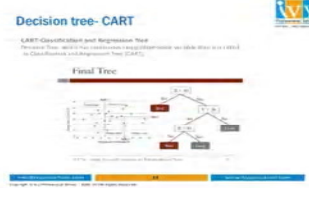
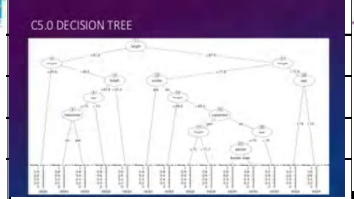
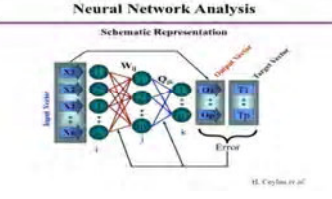
Çalışmaya 10 yıllık dönemde üst üste 4 yıllık finansal tabloları bulunan ve belirlenen kriterler sonucu başarılı ve başarısız olan işletmeler içinden en çok başarısızlığın olduğu yıl olan 2009 yılı tespit edilerek 2006, 2007, 2008, 2009 yıllarında faaliyette olan ve finansal verilerine ulaşılabilen ve bağımsız denetçi görüşü almış işletmeler dâhil edilmiştir. Veri girişinde başarısız işletmeler 0 (sıfır), başarılı işletmeler ise 1 (bir) ile kodlanmıştır. Çalışmada, diskriminant ileri adımlı analiz için SPSS 21

programını kullanılmıştır. Diskriminant ve lojistik regresyon, yapay sinir ağları, CART ve C5.0 analizleri için RAPİDMİNER 7.6 programını kullanılmıştır. Veri Madenciliği uygulamalarını gerçekleştirmek için ticari ve açık kaynak olmak üzere birçok program mevcuttur. Bu programlar arasında açık kaynak kodlu veri madenciliği programlarından olan RapidMiner (YALE), WEKA ve R programları en çok kullanılanlar arasındadır. Amerika'da bulunan YALE üniversitesi bilim adamları tarafından Java dili kullanılarak geliştirilmiştir³²⁸. RapidMiner özellikle WEKA ve R dâhil olmak üzere açık kaynak kodlu veri madenciliği programları arasında liderdir. Kullanım kolaylığının yanısıra içerisinde yüzlerce özelliği barındırması RapidMiner'i WEKA'dan üstün kılmaktadır. YALE 22'ye yakın dosya formatını desteklerken, WEKA'nın desteklediği dosya formatı sayısı 4 ile sınırlıdır. 2007 yılında Veri Madenciliği uzmanlarının ziyaret ettiği sitede yapılan ankete göre WEKA, RapidMiner'e göre daha fazla download edilmiş olmasına rağmen uzmanlar arasında RapidMiner daha çok rağbet görmektedir³²⁹. Tablo 3.4'de Çalışma Metodolojisi verilmektedir.

³²⁸ **Dener**, Murat Dörterler ve Abdullah Orman, "Açık Kaynak Kodlu Veri Madenciliği Programları: Weka'da Örnek Uygulama", *Conference: XI. Akademik Bilişim Konferansı*, Şanlıurfa, January 2009, ss. 1-2.

³²⁹ Dener vd., s. 5- 6.

Tablo 3.4. Çalışma metodolojisi

İşletme Başarısızlığı Tahmini İçin Verilerin Elde Edilmesi				
Belirlenen Başarısızlık Kriterleri İle Başarılı-Başarısız İşletmelerin Tespit Edilmesi				
Başarılı ve Başarısız İşletmelere Ait Nicel (Finansal Oran) ve Nitel Değişkenlerin Paket Programa Girilmesi				
29 Değişkenli Veri Seti	29 Değişkenli Veri Seti	29 Değişkenli Veri Seti	Diskriminant Analizi İleri Adım ile Seçilen 8 Değişkenli Veri Seti	Diskriminant Analizi İleri Adım ile Seçilen 8 Değişkenli Veri Seti
10 Kat Çapraz Doğrulama	10 Kat Çapraz Doğrulama	%70 Eğitim, %30 Test Veri Seti ile 10 Kat Çapraz Doğrulama	%70 Eğitim, %30 Test Veri Seti ile 10 Kat Çapraz Doğrulama	%70 Eğitim, %30 Test Veri Seti
Analizde Kullanılan Program: RAPİDMİNER 7.6	Analizde Kullanılan Program: RAPİDMİNER 7.6	Analizde Kullanılan Program: RAPİDMİNER 7.6	Analizde Kullanılan Program: RAPİDMİNER 7.6	Analizde Kullanılan Program: RAPİDMİNER 7.6
Diskriminant Analizi	Lojistik Regresyon Analizi	CART Karar Ağacı Analizi	C5.0 Karar Ağacı Analizi	Yapay Sinir Ağı Analizi
<p>Discriminant Analysis</p>  <p>Pericent Histograms Odor A Correct Odor A Error Odor B Correct Odor B Error Time Bin</p> <p>DF1 DF2 Odor A Correct Odor A Error Odor B Correct Odor B Error</p>	 <p>Schematic of a logistic regression classifier.</p>	 <p>Decision tree-CART</p> <p>Final Tree</p>	 <p>C5.0 DECISION TREE</p>	 <p>Neural Network Analysis Schematic Representation</p>

Bu çalışmada tahmin modeli oluşturulması esnasında, yılları ve modelleri karşılaştırırken kolaylık olması açısından kurulan modellerde, her yıl için ayrı modeller ve değişkenlerin kullanılmasının uygulamada ortaya çıkarabileceği sorunlardan dolayı her bir yöntem için kurulan modelin başarısızlıktan önceki 3 yıl için kullanılması yoluna gidilmiştir. Çalışmada diskriminant ileri adımlı analiz ile finansal başarısızlık tahmininde; her bağımsız değişkenin açıklama gücü, değişkenler arasındaki karşılıklı ilişkiler ve bağımsız değişkenlerin modellerin doğruluğuna olan katkıları değerlendirilerek belirlenmiş 8 değişken C5.0 algoritması ve NN analizlerinde kullanılmıştır.

Verilerin ön işleme tabi tutulmasının ağı öğrenmesi, genelleştirmesi üzerindeki gerekliliği ve etkisi literatürde tartışmalıdır. Verileri ön işleme tabi tutmanın gerekli olmadığını savunanların ve uygulamada ön işleme başvurmayanların sayısı azımsanmayacak derecede fazladır³³⁰. Hesaplanan oranlara normalizasyon işlemi uygulanmıştır ancak bulunan rakamlar ilk değerlerle ve literatürdeki standartlarla karşılaştırma olanağını ortadan kaldırdığı için hesaplanan finansal oranlar MDA, LA, C5.0 ve CART için normalize edilmemiştir. NN’de önemli ilişkileri vurgulamak, yapay sinir ağı öğrenmesini kolaylaştırmak, eğitim algoritmasının gereksinimlerini karşılamak ve hesaplama problemlerinden kaçınmak amacıyla tek düze verilerin oluşturulmasında genellikle verilerin ön işleme tabi tutulması tavsiye edilmektedir. NN analizi için literatürde incelenen tüm çalışmalarda, örneğin Yakut (2012) veri setindeki değişkenlerin aldığı değerler geniş bir aralıkta yer aldığı için ve değişkenlerin sahip olduğu çok büyük ve çok küçük değerler çözümlerin sağlıklı biçimde yapılmasını engellediğinden veriler normalize edilmiştir.

Aşırı uç değerlerin ortadan kaldırılması, verinin yapısını değiştirmesinin yanısıra bu konuda genel kabul görmüş uygulama olmadığından ve uygulayıcılar için pratik model tavsiyesi amacının dışına çıkılabileceği için veride değişiklik dönüştürme gibi herhangi bir işlem yapılmamıştır. Literatürde genellikle, örneğin Öcal vd. (2015), uç değerler ve kayıp verilerden kaynaklanan problemleri gidermek için uç değerler ve kayıp verilerin yerine değişkenlerin ortalamalarının koyulduğu görülmektedir³³¹. Bu çalışmada ise 4 yıllık mali tablo verisine ulaşılamayan işletmeler örnekleme dâhil

³³⁰ Torun, s. 94.

³³¹ Öcal vd., “Predicting Financial Failure Using Decision Tree Algorithms: An Empirical Test on the Manufacturing Industry at Borsa Istanbul”, p. 194.

edilmemiş, aşırı uç değer barındıran “TUBORG” şirketi örneklemden çıkarılmış, yerine “AKIPD” işletmesi eklenmiştir. “AKIPD” işletmesinin 2008 yılı 12 aylık verilerine ulaşamadığından 2008 yılı için 9 aylık veriler alınmıştır. Diğer uç değerlere sahip işletmeler ise tahmin başarısının hassasiyeti bakımından verilerin değiştirilmesi veya dönüştürülmesi işlemi yapılmamış olup tamamen orijinal veriler ile analizler gerçekleştirilmiştir.

GP, GN, YP ve YN sırasıyla gerçek pozitif, gerçek negatif, yanlış pozitif ve yanlış negatif gösterir. GP, doğru sınıflandırılmış negatif örneklerin sayısını gösterir. GN, doğru sınıflandırılmış pozitif örneklerin sayısıdır. YP, hatalı olarak yanlış sınıflandırılmış örneklerin sayısıdır. GP oranı bir sınıflandırıcının anormal kayıtları ne kadar iyi tanıyabileceğini ölçer. Buna hassasiyet ölçüsü denir. Daha yüksek bir GP oranına sahip bir sınıflandırıcı, finansal kurumlar için potansiyel yatırım kayıplarını en aza indirmede daha faydalıdır³³².

Çalışmamızda kullanılan sınıflandırma matrisi Tablo 3.5’de verilmiştir.

Tablo 3.5. Sınıflandırma matrisi

Analiz Yöntemi ve Yılı		Tahmin Edilen Grup		
		Başarısız	Başarılı	Toplam
Gözlemlenen Grup (Gerçek)	Başarısız	A(GP)	B(YP)	A+B
	Başarılı	C(YN)	D(GN)	C+D
	Toplam	A+C	B+D	A+B+C+D

Torun (2007)³³³ çalışması takip edilerek genel sınıflandırma matrisi ve performans ölçüleri aşağıda verilmektedir.

i) Doğruluk (Accuracy): Modelin toplam doğru tahmin oranıdır.

$$\text{Doğruluk} = (A+D) / (A+B+C+D) = (GP+GN) / (GP+YP+YN+GN)$$

ii) Duyarlılık (Sensitivity): Gerçekte başarısız işletmeler içinden modelin başarısızları ayırma yeteneğidir.

$$\text{Duyarlılık} = A / (A+B) = GP / (GP+YP)$$

³³² Chen, “Bankruptcy Prediction In Firms With Statistical and Intelligent Techniques and A Comparison of Evolutionary Computation Approaches”, p. 4519.

³³³ Torun, ss. 96-97.

iii) Özgüllük (Specificity): Gerçekte başarılı işletmeler arasından modelin başarılı olanları ayırma yeteneğidir.

$$\text{Özgüllük} = D / (C+D) = GN / (YN+GN)$$

iv) Yanlış Negatif Oranı: Gerçek başarılı işletmeler içinden modelin hatalı olarak başarısız olarak sınıflandırdığı işletmelerin oranıdır. $YN = C / C+D = YN / (YN+GN)$

v) Yanlış Pozitif Oranı: Gerçek başarısız işletmeler içinde, modelin hatalı olarak başarılı olarak sınıflandırdığı işletmelerin oranıdır.

$$YP = B / A+B = YP / GP+YP$$

3.2.1. İstatistik Yöntemleri ile Analiz ve Değerlendirme

İstatistiksel yaklaşım modelleri oluşturmada varsayımların fazla sayıda olması değişken seçimi için dezavantaj oluşturur ve bu varsayımlar genellikle uygulamada yerine getirilmez. Kabul edilen modelden küçük sapmalar istatistiksel yöntemlerin güvenilirmez ve hatta kabul edilemez sonuçlara neden olmasına yol açabilir³³⁴. İstatistiksel analizlerin sonucunun geçerliliği ve güvenilirliği analize giren verilerin nitelikli olup olmadığı ile yakından ilgilidir. Uygun olmayan veriler ile yapılan analiz sonuçlarına dayalı yargı ve yorumlar da geçerli olmaz³³⁵.

3.2.1.1. Çok Değişkenli Diskriminant Analizi ile İşletmelerde 1,2,3 Yıl Önceden Finansal Başarısızlık Tahmini

MDA, grup üyeliklerini belirlemeye yönelik modelin kurulmasını sağlayan çok değişkenli bir istatistiksel tekniktir. Diskriminant modeli, gruplar arasında en iyi ayrımı yapan belirleyici değişkenlerin doğrusal diskriminant fonksiyonlarından oluşur. Bu fonksiyonlar grup üyelikleri bilinen bir örneklemden, grup üyelikleri bilinmeyen yeni birey ya da birimlere uygulanabilir³³⁶. Diskriminant analizinin bireyleri, birimleri sınıflandırmak, gruplar arasındaki farklılıkları araştırmak, bağımsız değişkenlerin görel

³³⁴ Xu et al., "Financial Ratio Selection for Business Failure Prediction Using Soft Set Theory", p. 60.

³³⁵ Çokluk vd., s. 9.

³³⁶ Çokluk vd., s. 107.

önem sırasını değerlendirmek, grupları ayırmada çok az önemi olan değişkenleri elemek gibi farklı amaçları bulunmaktadır³³⁷.

Bu araştırmada Edmister (1972) çalışması takip edilerek, şirketler, finansal oranlara ve mali olmayan nitel değişkenlere dayalı olarak başarılı veya başarısız şeklindeki iki sınıftan birine sınıflandırılmaktadır. Literatürde iki farklı model kurulması söz konusudur. Bunlar; (i) başarısızlıktan önceki her yıl için farklı oran ve katsayılardan oluşan modeller (ii) başarısızlıktan önceki tüm yıllar için kullanılabilir tek bir model kurulması üzerine yapılan çalışmalardır³³⁸. Çalışmamızın amacı finansal başarısızlıktan önceki farklı her yıl için hangi oranların daha iyi belirleyici olduğunu tespit etmek olsaydı her yıl için farklı oran ve katsayılardan oluşan modeller kullanılabilirdi. Ancak amaç, 1, 2 ve 3 yıl öncesinden işletmelerde finansal başarısızlığı yüksek başarı oranıyla tahmin edebilecek bir model geliştirmek olduğundan tüm yıllar için kullanılabilir tek bir model kurulması ve her bir yöntemle geliştirilen modellerin öngörü kabiliyetinin 1, 2, 3 yıl öncesinden karşılaştırılmasıdır.

MDA'nın gerektirdiği varsayımlar çalışmamız yönünden incelenmektedir;

- **Örneklem büyüklüğü:** En küçük olan grupta yer alan birey ya da birim sayısının bağımsız değişken sayısından büyük olması gerekmektedir. En iyi durum grup büyüklüğünün bağımsız değişken sayısının 4 ya da 5 katı kadar olmasıdır. Çalışmamızda bağımsız değişken sayısı 29, her bir bağımsız değişkendeki grup büyüklüğü 126'dır.
- **Normal dağılım:** Nicel değişkenlerin çok değişkenli normal dağılım göstermesi gerekir. Çok değişkenli normal dağılım her bir değişkenin tek değişkenli normal dağılıma uyduğunu kabul eder³³⁹. Ancak finansal oranlarla yapılan çalışmalarda oranların dağılımının sağa çarpık olduğu saptanmıştır³⁴⁰. Çalışmamız yönünden incelendiğinde bazı değişkenlerin normal dağılıma uymadığı tespit edilmiştir. Verilerin normal dağılımı ve varyans-kovaryans matrislerinin homojenliği varsayımlarında MDA tabanlı finansal başarısızlık tahmini ile ilgili çoğu çalışma, gerçek dünya verisinin bu varsayımları karşılayıp karşılamadığını

³³⁷ Hui Li, Jie Sun, Ji-Cai Li et al., "Forecasting Business Failure Using Two-Stage Ensemble of Multivariate Discriminant Analysis and Logistic Regression", *Expert Systems*, Vol. 30, Issue 5, November 2013, p. 386.

³³⁸ Torun, s. 91.

³³⁹ Çokluk vd., s. 110.

³⁴⁰ Çelik, s. 118.

kontrol etmemektedir. Yani bu iki varsayım, gerçek dünya uygulamasında ihlal edilmektedir³⁴¹. Çalışmamızda hem bu nedenle hem de diskriminant ileri adımlı seçim ile belirlenen değişkenler ile yapılan analizlerde yüksek oranda doğru tahmin başarısı elde edildiğinden ve örneklem sayısının 126 olmasından dolayı teamül gereği diskriminant analizine devam edilmiş ve bu analizden elde edilen finansal oranlar kullanılarak veri madenciliği analizleri yapılmıştır.

- **Varyans-kovaryans matrislerinin homojenliği:** Diskriminant analizi varyans kovaryans matrislerinin heterojenliğine duyarlıdır. Varyansların durağanlığı (homoscedasticity) saçılma grafiği ile incelenerek gerekirse farklı yöntemlerle dönüştürülebilirler. Kovaryans matrislerinin eşit olduğu durumda doğrusal diskriminant analizi, eşit olmadığı durumda ise karesel diskriminant analizi kullanılabilir. Çalışmamızda Wilks Lambda test istatistiği ile bazı değişkenlere ait varyansların durağan olmadığı görülmüştür.
- **Uç değerler:** Grupta aşırı uç değerlerin olması ortalamayı etkilemekte, değişkenliği artırmakta ve istatistiksel anlamlılık yönünden hatalı sonuçlar ortaya çıkmaktadır³⁴². Çalışmamızda eksik veri bulunmamakta olup aşırı uç değerler ile ilgili hiçbir değişiklik yapılmamıştır. Çalışmanın öncelikli amacı uygulayıcılar ve araştırmacıların kullanabileceği pratik bir model tavsiyesi olduğundan karmaşıklığı artırabilecek şekilde verilerin yapısını bozabilecek veri manipülasyonu ya da dönüştürme gibi hiçbir işlem yapılmamıştır. Veri dönüştürme işlemi yapıldığı takdirde tahmin doğrulukları ve istatistiksel analizler için varsayımların karşılanabileceği düşünülebilir. Ancak verilerin dönüştürülmeden yapılan analizlerin sonuçlarının daha değerli olacağı düşünüldüğünden verilerde herhangi bir değişiklik yapılmamıştır.
- **Çoklu doğrusal bağlantı:** Bağımsız değişkenlerden biri diğer bir bağımsız değişken ile yüksek korelasyona sahipse çoklu doğrusal bağlantı problemi var demektir. Çoklu doğrusal bağlantı bağımsız değişkenler arasındaki ilişkinin derecesine göre bağımsız değişkenlerin tahmin gücünü azaltabilmektedir³⁴³. 29 değişkene ait 2006, 2007 ve 2008 yıllarına ait korelasyon tablosu sırasıyla Ek

³⁴¹ Li et al., "Predicting Business Failure Using Classification and Regression Tree: An Empirical Comparison with Popular Classical Statistical Methods and Top Classification Mining Methods", p. 5897.; Chen et. al., "Financial Distress Prediction in China", p. 326.

³⁴² Çokluk vd., s. 111.

³⁴³ Çokluk vd., s. 112.

5.1, Ek 5.2 ve Ek 5.3'de verilmiştir. Yüksek korelasyona sahip değişkenler, diskriminant analizi için kurulan modellerden çıkarılmış ancak sınıflandırma ve tahmin doğrulukları yönünden herhangi bir değişiklik olmadığından tüm değişkenler ile model kurulmuştur.

Tablo 3.6'da verilen 2006 yılı diskriminant analizi sınıflandırma sonuçları incelendiğinde gerçekte başarısız olan 63 işletmenin 49'u başarısız olarak doğru sınıflandırılmış, 14 işletme gerçekte başarısız olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarılı kategorisine dâhil edilmiştir. Başarısız işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %77.78 olarak belirlenmiştir. Gerçekte başarılı olan 63 işletmenin 52'si başarılı olarak tahmin edilmiş, 11 işletme gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız kategorisine dâhil edilmiştir. Başarılı işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %82.54 olarak belirlenmiştir. Modelin Tip I hata oranı (gerçekte başarısız olduğu halde modelin yanlışlıkla başarılı bulduğu işletme) %22.22; Tip II hata oranı (gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız olarak belirlenen işletme) %17.46'dır. Diskriminant fonksiyonunun başarısızlıktan 3 yıl öncesi 2006 yılı için toplam doğru sınıflandırma oranı %80.16'dır.

Tablo 3.6'da verilen 2007 yılı diskriminant analizi sınıflandırma sonuçları incelendiğinde gerçekte başarısız olan 63 işletmenin 53'ü başarısız olarak doğru sınıflandırılmış, 10 işletme gerçekte başarısız olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarılı kategorisine dâhil edilmiştir. Başarısız işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %84.13 olarak belirlenmiştir. Gerçekte başarılı olan 63 işletmenin 52'si başarılı olarak tahmin edilmiş, 11 işletme gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız kategorisine dâhil edilmiştir. Başarılı işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %82.54 olarak belirlenmiştir. Modelin Tip I hata oranı (gerçekte başarısız olduğu halde modelin yanlışlıkla başarılı bulduğu işletme) %15.87; Tip II hata oranı (gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız olarak belirlenen işletme) %17.46'dır. Diskriminant fonksiyonunun başarısızlıktan 2 yıl öncesi olan 2007 yılı için toplam doğru sınıflandırma oranı %83.33'dür.

Tablo 3.6'da verilen 2008 yılı diskriminant analizi sınıflandırma sonuçları incelendiğinde gerçekte başarısız olan 63 işletmenin 47'si başarısız olarak doğru sınıflandırılmış, 16 işletme gerçekte başarısız olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarılı kategorisine dâhil edilmiştir. Başarısız işletmelerin doğru sınıflandırma oranı

%74.60 olarak belirlenmiştir. Gerçekte başarılı olan 63 işletmenin 56'sı başarılı olarak tahmin edilmiş, 7 işletme gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız kategorisine dâhil edilmiştir. Başarılı işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %88.89 olarak belirlenmiştir. Modelin Tip I hata oranı (gerçekte başarısız olduğu halde modelin yanlışlıkla başarılı bulduğu işletme) %25.40; Tip II hata oranı (gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız olarak belirlenen işletme) %11.11'dir. Diskriminant fonksiyonunun başarısızlıktan 1 yıl öncesi olan 2008 yılı için toplam doğru sınıflandırma oranı % 81.75'dir.

Tablo 3.6. 2006, 2007, 2008 yılları diskriminant analizi sınıflandırma sonuçları

Diskriminant Analizi 2006 Yılı		Tahmin Edilen Grup			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğruluk Yüzdesi
Gözlemlenen Grup (Gerçek)	Başarısız	49	14	63	77.78
	Başarılı	11	52	63	82.54
	Toplam	60	66	126	80.16
Diskriminant Analizi 2007 Yılı		Tahmin Edilen Grup			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğruluk Yüzdesi
Gözlemlenen Grup (Gerçek)	Başarısız	53	10	63	84.13
	Başarılı	11	52	63	82.54
	Toplam	64	62	126	83.33
Diskriminant Analizi 2008 Yılı		Tahmin Edilen Grup			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğruluk Yüzdesi
Gözlemlenen Grup (Gerçek)	Başarısız	47	16	63	74.60
	Başarılı	7	56	63	88.89
	Toplam	54	72	126	81.75

Kappa testi, iki veya daha fazla gözlemci arasındaki uyumun güvenilirliğini ölçen istatistiksel bir yöntemdir. Uyumun değerlendirildiği değişken kategorik (nominal) değişken olduğu için uygulanan istatistik parametrik olmayan istatistik türüdür. "Cohen'in kappa katsayısı" sadece iki gözlemci arasındaki uyumu ele alırken, uyumun ölçüldüğü gözlemci sayısı ikiden fazla ise "Fleiss'in kappa katsayısı" kullanılır. Fleiss

tarafından yapılan sınıflamada Kappa değerinin 0.75 ve üzeri olması mükemmel, 0.40-0.75 arası orta-iyi, buna karşılık 0.40'ın altında bulunması zayıf uyum olarak değerlendirilmiştir³⁴⁴. Kappa değeri (-)1 ile (+)1 arasında değer alabilir ve bulunan değer şu şekilde yorumlanır:

$K = +1$ İki gözlemcinin sonuçları tümüyle birbiri ile uyumludur.

$K = 0$ İki gözlemci arasındaki uyum sadece şansa bağlıdır.

$K = -1$ İki gözlemci tümüyle birbirinin tersini değerlendirmektedir.

Çalışmada kappa değeri başarısızlıktan 3 yıl önce 0.603, iki yıl öncesinde 0.667 ve bir yıl öncesinde 0.635 olduğundan tahmin edilen grup ile gerçek/gözlemlenen grup performansı arasında iyi düzeyde uyum olduğu belirtilebilir. Tablo 3.7'de diskriminant analizi model performans sonuçları (%) verilmektedir.

Tablo 3.7. Diskriminant analizi model performans sonuçları (%)

Performans Ölçütleri	2006	2007	2008
Sınıflandırma Doğruluğu	80.16	83.33	81.75
Sınıflandırma Hatası	19.84	16.67	18.25
Kappa	0.603	0.667	0.635
Doğruluk (Precision)	81.67	82.81	87.04
Hassaslık (Recall)	77.78	84.13	74.60
F İstatistiği	79.67	83.46	80.34
Özgüllük (Specificity)	82.54	82.54	88.89

3.2.1.2. Lojistik Regresyon Analizi ile İşletmelerde 1, 2, 3 yıl önceden Finansal Başarısızlık Tahmini

Lojistik regresyon, bir olayın meydana gelme ihtimalini tahmin eden, sağlam sonuçlar üreten, bir ya da çok değişkenli istatistiksel bir yöntemdir³⁴⁵. Bağımlı değişken çalışmamızda olduğu gibi iki seçenekli bir kategorik değişken ise “ikili lojistik regresyon analizi” (Binary Logistic Regression Analysis) olarak isimlendirilmektedir. Lojistik regresyon sapmaların karesini (en küçük kareler) en az yapmak yerine bir

³⁴⁴ Selim Kılıç, Kappa Testi, *Journal of Mood Disorders*, Vol. 5, Issue 3, 2015, p. 142.

³⁴⁵ Bee and Abdollahi, p. 7996.

olayın gerçekleşme olasılığını en çok yapmaya çalışır. Matematiksel olarak lojistik regresyon olasılık, odds ve odd'un logaritmasına dayanır. LA'da iki önemli amaçtan birincisi, kategorik bağımlı değişkenin değerini tahmin etmek yani iki ya da daha fazla gruba ilişkin üyelik tahmini, diğeri ise bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi en az değişken ve en iyi uyuma sahip olacak şekilde tanımlayabilen bir model kurmaktır³⁴⁶. Bu çalışmada LA, finansal başarısızlığın öngörülmesinde bir model geliştirilmesi için kullanılmıştır.

$$\text{Odds} = (p(X))/(1-p(X)) \quad (11)$$

Burada $p(X)$, bir X olayının gerçekleşme olasılığını, $1-p(X)$ ise gerçekleşmeme olasılığını göstermektedir. Odds oranı 1'den büyük olabilir. Logit Odds oranının doğal logaritmasıdır.

LA uygulamasında öncelikle kullanılacak modele karar verilmelidir. Lojistik regresyon standart ve adımsal (aşamalı, stepwise) olmak üzere iki temel yöntem ile yapılabilmektedir. Hangi modelin seçileceğine karar vermeden önce yapılan çalışmanın teoriyi test etme amaçlı mı yoksa keşfedici nitelikte bir çalışma mı olacağına karar verilmesi gerekmektedir. Adımsal yöntemler test edilecek hipotezlere temel oluşturacak çalışmaların olmadığı sadece verilere uygun model bulma ihtiyacının olduğu durumlarda kullanılması gerekmektedir³⁴⁷. Finansal başarısızlık tahminlemesi alanında çok sayıda çalışma ve teori bulunmakta olup amaç teorinin test edilmesini içermektedir. Bu nedenle analizde adımsal yöntem tercih edilmemiştir.

LA analizinde katsayıların elde edilmesinde en yüksek olabilirlik yöntemi kullanıldığından az sayıda gözlemle çalışılması modelin güvenilirliğini azaltmaktadır. Kararlı ve anlamlı sonuçlar elde edilebilmesi için her bağımsız değişkende en az 50 birim olması gerekmektedir. Bağımsız değişkenlerin birbirleriyle doğrusal fonksiyonel ilişkisi, yani çoklu eşdoğrusallık problemine sahip olmaması durumuna ihtiyaç duyulmaktadır³⁴⁸. Çoklu regresyonda olduğu gibi LA'da bağımsız değişkenler arasındaki yüksek korelasyona oldukça duyarlıdır. Analize giren değişkenler arasında çoklu bağlantı sorununun olması durumunda bir ya da daha fazla değişkenin modelden çıkarılması gerekebilir. Diğer durumda çoklu bağlantı sorunu yanlış sonuç ve

³⁴⁶ Çokluk vd., ss. 58-59.

³⁴⁷ Çokluk et al., s. 69.

³⁴⁸ Sun et al., "Predicting Financial Distress and Corporate Failure: A Review From The State-of-The-Art Definitions, Modeling, Sampling, and Featuring Approaches", p. 43.

yorumlamalara neden olabilmektedir. LA, MDA'nın yaptığı gibi uygulamaya ilişkin istatistiksel bazı kısıtlayıcı varsayımları talep etmeme avantajına sahiptir³⁴⁹. Tablo 3.8'de LA modeli sınıflandırma sonucu verilmektedir. Bu tablo grup üyeliklerini belirlemek üzere üretilen regresyon modelinin verilere uygulanmasıdır. Bu tahminler işletmelerin gerçek durumları ile karşılaştırılır. Doğru sınıflandırılan işletmelerin oranı hesaplanır ve bu da model uyumunun bir diğer göstergesidir.

Tablo 3.8'de verilen 2006 yılında gerçekte başarısız olan 63 işletmenin 49'u başarısız olarak doğru sınıflandırılmış, 14 işletme gerçekte başarısız olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarılı kategorisine dâhil edilmiştir. Başarısız işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %77.78 olarak belirlenmiştir. Gerçekte başarılı olan 63 işletmenin 52'si başarılı olarak doğru tahmin edilmiş, 11 işletme gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız kategorisine dâhil edilmiştir. Başarılı işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %82.54 olarak belirlenmiştir. Modelin Tip I hata oranı (gerçekte başarısız olduğu halde modelin yanlışlıkla başarılı bulduğu işletme) % 22.22; Tip II hata oranı (gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız olarak belirlenen işletme) %17.46'dır. LA başarısızlıktan 3 yıl öncesi olan 2006 yılı için toplam doğru sınıflandırma oranı %80.16'dır.

Tablo 3.8'de verilen 2007 yılında gerçekte başarısız olan 63 işletmenin 54'ü başarısız olarak doğru sınıflandırılmış, 9 işletme gerçekte başarısız olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarılı kategorisine dâhil edilmiştir. Başarısız işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %85.71 olarak belirlenmiştir. Gerçekte başarılı olan 63 işletmenin 56'sı başarılı olarak doğru tahmin edilmiş, 7 işletme gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız kategorisine dâhil edilmiştir. Başarılı işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %88.89 olarak belirlenmiştir. Modelin Tip I hata oranı (gerçekte başarısız olduğu halde modelin yanlışlıkla başarılı bulduğu işletme) %14.29; Tip II hata oranı (gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız olarak belirlenen işletme) %11.11'dir. LA başarısızlıktan 2 yıl öncesi olan 2007 yılı için toplam doğru sınıflandırma oranı %87.30'dur.

Tablo 3.8'de verilen 2008 yılında gerçekte başarısız olan 63 işletmenin 57'si başarısız olarak doğru sınıflandırılmış, 6 işletme gerçekte başarısız olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarılı kategorisine dâhil edilmiştir. Başarısız işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %90.48 olarak belirlenmiştir. Gerçekte başarılı olan 63 işletmenin

³⁴⁹ Gallego and Quintana, p. 164.

60'ı başarılı olarak doğru tahmin edilmiş, 3 işletme gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız kategorisine dâhil edilmiştir. Başarılı işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %95.24 olarak belirlenmiştir. Modelin Tip I hata oranı (gerçekte başarısız olduğu halde modelin yanlışlıkla başarılı bulduğu işletme) % 9.52; Tip II hata oranı (gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız olarak belirlenen işletme) %4.76'dır. LA başarısızlıktan 1 yıl öncesi olan 2008 yılı için toplam doğru sınıflandırma oranı % 92.86'dır.

Tablo 3.8. 2006, 2007, 2008 yılı lojistik regresyon analizi sınıflandırma sonuçları

Lojistik Regresyon Analizi 2006 Yılı		Tahmin Edilen Grup			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğruluk Yüzdesi
Gözlemlenen Grup (Gerçek)	Başarısız	49	14	63	77.78
	Başarılı	11	52	63	82.54
	Toplam	60	66	126	80.16
Lojistik Regresyon Analizi 2007 Yılı		Tahmin Edilen Grup			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğruluk Yüzdesi
Gözlemlenen Grup (Gerçek)	Başarısız	54	9	63	85.71
	Başarılı	7	56	63	88.89
	Toplam	61	65	126	87.30
Lojistik Regresyon Analizi 2008 Yılı		Tahmin Edilen Grup			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğruluk Yüzdesi
Gözlemlenen Grup (Gerçek)	Başarısız	57	6	63	90.48
	Başarılı	3	60	63	95.24
	Toplam	60	66	126	92.86

Tablo 3.9'da lojistik regresyon analizi model performans sonuçları verilmektedir. Modelin kappa testi sonucu 2006 yılı için 0.603, 2007 yılı için 0.746, 2008 yılı için 0.857 olarak çıktığından gerçek durum ve tahmin sonuçları 2006 ve 2007 yılı için iyi, 2008 yılı için ise gözlemcinin sonuçları birbiri ile mükemmel derecede uyumlu olduğu sonucuna ulaşılmaktadır.

Tablo 3.9 Lojistik regresyon analizi model performans sonuçları

Performans Ölçütleri	2006	2007	2008
Sınıflandırma Doğruluğu	80.16	87.30	92.86
Sınıflandırma Hatası	19.84	12.70	7.14
Kappa	0.603	0.746	0.857
Doğruluk (Precision)	81.67	88.52	95.00
Hassaslık (Recall)	77.78	85.71	90.48
F İstatistiği	79.67	87.10	92.68
Özgüllük (Specificity)	82.54	88.89	95.24

3.2.2. Makine Öğrenmesi Yöntemleri ile Analiz ve Değerlendirme

Veri Madenciliği, istatistiksel analiz tekniklerinin ve yapay zekâ algoritmalarının bir arada kullanılarak veri içerisindeki gizli bilgilerin açığa çıkarılarak nitelikli bilgiye dönüştürülmesi sürecidir. Veri madenciliği uygulamalarının finans ve bankacılık alanlarında uygulanmasıyla birlikte bankacılık-finans sektöründe yönetsel ve operasyonel açıdan yararı, banka yöneticilerinin yapacakları dönemsel öngörüler ve risklerin tespit edilmesi konusunda önem kazanmıştır³⁵⁰. Ayrıca yeni müşterilerin segmentasyonu, mevcut müşterilerin elde tutulması ve ilişkilerin sürdürülmesi açısından önemli olan veri madenciliği yöntemleri, yöneticilere doğru karar vermeleri açısından güvenilir bilgiler sağlamaktadır³⁵¹. Veri madenciliğinin diğer analiz tekniklerine göre daha üstün olmasının nedeni, yoğun verileri kullanabilmesidir. Veri madenciliğinin uygulanmasında önemli iki kısıt; veri madenciliğinin uygulanacağı alan bilgisine sahip uzman bulmaktaki zorluk ile kullanılacak bilgisayar yazılım ve donanımının oldukça maliyetli olmasıdır³⁵². Veri madenciliğinin finans alanında uygulanmasında, hem veri madenciliği hem de finans alanında uzman kişilerin bilgi ve yorumlarına ihtiyaç duyulmaktadır. Bu durum veri madenciliği uygulamalarının maliyetini arttırmaktadır³⁵³.

Parametrik olmayan modeller ve makine öğrenme modelleri çoğunlukla elle ayarlanacak veya optimize edilecek bazı parametrelere sahip olan karmaşık modellerdir. Örneğin, endüstriyel kullanıcıların bir NN yapısını optimize etmeleri kolay bir iş

³⁵⁰ Uzar, s. 52.

³⁵¹ Jie Sun, Hui Li, Pei-Chann Chang et al. "The Dynamic Financial Distress Prediction Method of EBW-VSTW-SVM", *Enterprise Information Systems*, Vol. 10, Issue 6, 2016, p. 611.

³⁵² Mehmet **Özkan** ve Levent **Boran**, "Veri Madenciliğinin Finansal Kararlarda Kullanımı", Çankırı Karatekin Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, Cilt 4, Sayı 1, 2014, s. 59.

³⁵³ Özkan ve Boran, s. 75.

değildir, ancak optimize edilmiş bir NN yüksek performans üretebilmektedir. Bu modelleri genellikle uygulayıcıların anlaması, yorumlaması ve uygulaması zor olabilmektedir.

Aralık 2006'da Veri Madenciliği Konferansı'nda (ICDM, International Conference on Data Mining) en iyi 10 veri madenciliği algoritması belirlenmiştir. Veri madenciliğinde kullanılan en iyi 10 algoritma arasında, destek vektör makinesi (SVM), CART, C4.5, en yakın komşular (kNN) ve naif Bayes sınıflama madenciliği sıklıkla kullanılan tekniklerdir³⁵⁴. Veri madenciliğinde başarı yönünden ilk 10 algoritma arasında yer alan CART'ın finansal başarısızlık tahminlemesi alanında uygulaması ile ilgili ülkemizde az sayıda araştırma yapılmıştır.

3.2.2.1. CART (C&RT) Sınıflama ve Regresyon Ağaçları ile İşletmelerde 1, 2, 3 Yıl Önceden Finansal Başarısızlık Tahmini

Breiman ve arkadaşları tarafından geliştirilen karar ağacı algoritmalarından biri olan Sınıflama ve Regresyon Ağacı (CART) bir dizi bağımsız öngörücü kullanarak sürekli bağımlı değişkeni öngörmek için bir sınıflandırma aracı olarak kullanılır. CART, ikili verileri alt düğümler olarak adlandırılan alt grupları yinelemeli olarak bölerek çalışır³⁵⁵. CART karar ağacı ikili olarak özyinelemeli bölünen bir yapıya sahiptir. Dallanma kriteri olarak gini indeksinden faydalanan CART ağacı kuruluş aşamasında herhangi bir durma kuralı olmadan sürekli bölünerek büyümektedir. Yeni bir bölünme olmadığında uçtan köke doğru budama işlemi başlatılır. En başarılı karar ağacı, her budama işlemi sonrası rastgele seçilmiş bir test verisi ile değerlendirme yapılarak tespit edilmektedir³⁵⁶.

Karar ağacı yönteminde her düğümde bölme değişkeni, bölme kriterine göre en iyi bölünmeyi bulmak için tüm değişkenleri yineleyerek seçilir. Ön budama koşulları bölme süresi içinde kullanılabilir, ardından ağacın yapısını iyileştirmek için isteğe bağlı olarak budamanın eklenmesi de mümkündür. Bu çalışmada Özdağoğlu vd. (2017) çalışması takip edilerek karar ağacı farklı budama seviyelerinde yürütülmüş ve en iyi performansı veren ağaç seçilmiştir.

³⁵⁴ Li et al., "Predicting Business Failure Using Classification and Regression Tree: An Empirical Comparison with Popular Classical Statistical Methods and Top Classification Mining Methods", p. 5895.

³⁵⁵ Chuang, p. 176.

³⁵⁶ Çalış vd., s. 6.

Özdağoğlu vd. (2017) çalışması takip edilerek eğitim ve test aşamaları 10 katlı çapraz doğrulamada gömülmüş ve eğitim kısmı için sınıflandırma yöntemiyle ilgili sınıflandırıcı, her eğitim grubunun tabakalı örnekleme göre seçildiği yerde yerleştirilmiştir. Bu bağlamda karar ağacı algoritması ilk önce farklı budama seviyelerinde yürütülmüş ve en iyi performansı veren ağaç seçilmiştir.

Eğitim veri kümesi kullanılarak elde edilen modelin doğruluk ölçütünün yüksek değere sahip olması istenen bir durumdur. Fakat gerçek sınıflar ile öngörülen sınıfların aynı olması yani doğruluk ölçütünün %100 olması (aşırı öğrenme sorunu) istenen bir durum değildir. Sınıflandırma ağacının karmaşık bir yapıya sahip olduğu veya eğitim verisinin yeterli büyüklükte olmadığı durumlarda bu tür sorunlar olabilmektedir. Aşırı öğrenmiş olan sınıflandırma ağaçları ile test verisi kullanılarak yapılan öngörülerde zayıf doğruluk değerleri ile karşılaşılabilir. Aşırı öğrenme sorununu önlemek için sınıflandırma ağacının dallarının budanması ya da eğitim veri kümesinin büyütülmesi yoluna gidilebilir³⁵⁷.

Karar ağaçlarının ayrık/kategorik veri kümeleri ile iyi performans gösterdiği, ancak sürekli verilerle o kadar iyi performans göstermediğine dair yaygın bir inanış bulunmaktadır³⁵⁸. Karar ağaçlarında kırılımın yaşandığı değer tespit edilebilmesi için bağımsız değişken değerlerinin orijinal olarak korunması gerekmektedir. 126 işletmenin 29 değişkende hangi değere göre kırılımın yaşanacağı noktasında, algoritmanın rastgele değer belirleyerek kırılımı bu değerden başlatabileceği riskine karşılık, verilerin 1-5 arası kategorik hale getirilmesi düşünülmüş, ancak kırılımın yaşandığı değer analiz sonucunda 1, 2, 3, 4, 5 olarak görüleceğinden, ağacın hangi değerden itibaren dallanmaya başladığı sorusu cevapsız kalacaktır. Ayrıca veriler kategorik hale getirilerek de analizler yapılmış fakat doğru tahmin oranı $\pm 1-2$ puan dışında farklı bir sonuç elde edilememiştir.

Literatürde eğitim ve test veri setinin ayrılmasında farklı oranların kullanıldığı durumlarda, örneğin Geng vd. (2015) eğitim oranını %90 ve test oranını %10 aldıklarında standart sapmanın arttığını ve 90:10 durumunda aşırı eğitim probleminin ortaya çıktığına işaret etmişlerdir³⁵⁹. Bu sorundan kaçınmak amacıyla CART analizinde tüm verilerin %70'i eğitim, %30'u test verileri olarak ikiye ayrılmış ve ayrıca 10 katlı

³⁵⁷ Özkan, ss. 86-87.

³⁵⁸ Gepp et al., "Business Failure Prediction using Decision Trees", p. 550.

³⁵⁹ Geng et al., "Prediction of Financial Distress: An Empirical Study of Listed Chinese Companies Using Data Mining", p. 242.

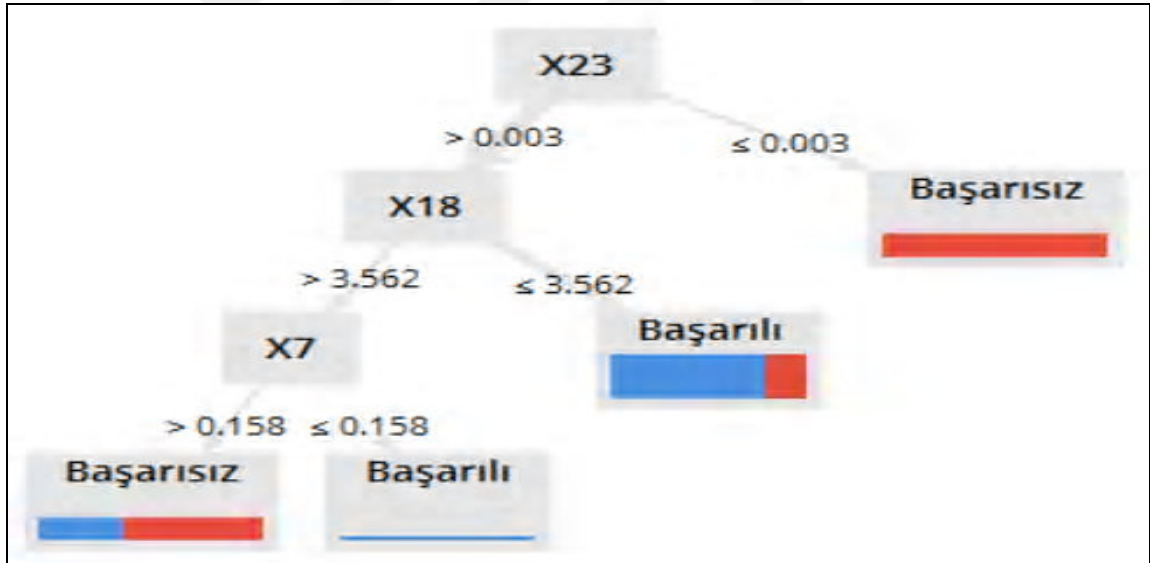
çapraz doğrulama yapılmıştır. Ayrıca 90:10, 80:20 gibi eğitim ve test setinde ayrımlar yapılarak analizler gerçekleştirilmiş ve başarılı-başarısız her iki grupta da dengeli bir tahmin sonucu elde edilememiş, başarılı işletme tahmin oranı yüksek iken başarısız işletme tahmin oranı çok düşük çıkmış veya tersi sonuçlar elde edilmiş olduğundan veri seti %70 eğitim ve %30 test seti olarak ayrılmıştır. Literatürde bazı çalışmalar, örneğin Torun (2007), eğitim ve test verileri ile yapılan analiz sonuçlarını vermektedir. Çalışmamızda 3 yıllık veriler ve 5 farklı sınıflandırma yöntemi kullanıldığı için sınıflandırma tablolarının takip edilmesinde olası karışıklığı önlemek amacıyla yalnızca test verileri ile yapılan analiz sonuçlarına yer verilmektedir. Eğitim verileri ile yapılan analizler, algoritmaların eğitilmesi için daha fazla sayıda veriyi içermekte ve sınıflandırma doğruluğu doğal olarak daha yüksek çıkmaktadır. Tablo 3.10'da 2006, 2007 ve 2008 yılları için CART sınıflandırma ve regresyon ağacı analiz parametreleri verilmektedir.

Tablo 3.10. CART Analiz parametreleri
(2006, 2007, 2008 Yılı)

Analiz İçin Belirlenen Parametreler	Açıklama			
Veri Seti Ayrımı	%70 Eğitim %30 Test Veri Seti			
Doğrulama Türü	10 katlı Çapraz Doğrulama			
Değişken Sayısı	29			
Örnekleme Seçimi	Tabakalı Örnekleme Seçimi (Stratified sampling)			
Bölünme Kriteri	Gini İndeksi			
Analiz İçin Belirlenen Parametreler	En Düşük	En Yüksek	Adımlar	Ölçek
Bölünme İçin Minimum Boyut (Minimal Size For Split)	1.0	4.0	10	Doğrusal
En Düşük Dal Boyutu (Minimal Leaf Size)	1.0	2.0	10	Doğrusal
Minimum Kazanım (Minimal Gain)	1	20	10	Doğrusal
Maksimum Derinlik (Maximal Depth)	1	20	10	Doğrusal
Güven Düzeyi (confidence)	0	0.25		
Ön Budama Sayısı	0	10	-	-

Şekil 3.3'de CART analizi başarısızlıktan 3 yıl öncesi (2006 Yılı) karar ağacı görüntüsü verilmiştir. CART karar ağacının kökünde başarılı/başarısız işletme ayrımında sınıfları ilk ayıran bağımsız değişken "X23, Aktif Kârlılık Oranı"dır. "X23, aktif kârlılık oranı" sınıflandırmadaki gücü sayesinde karar ağacının kökünü oluşturmuştur. Aktif kârlılık oranı, Doğrul (2009) çalışmasında da CART analizinde bir

ve iki yıl öncesinde yapılan tahminde ayırma gücü en yüksek değişken olarak ağacın kökünü oluşturmuştur³⁶⁰. Aktif kârlılık oranı, Yakut (2012) çalışmasında kullanılan C5.0 algoritması kullanılarak yapılan analizde ayırma gücü yüksek finansal oranlar içerisinde yer almaktadır³⁶¹. “X23, aktif kârlılık oranı” 0.003’den küçük veya eşit olan 22 işletmenin % 100’ü başarısız bulunmuştur. “X23, aktif kârlılık oranı” 0.003’den büyük işletmeler için ağacın karar vermesinde ikinci önemli değişken olarak “X18, Maddi Duran Varlık Devir Hızı” bulunmuştur. “X18, maddi duran varlık devir hızı” 3.562’den küçük veya eşit olan 43 işletmenin 34’ü başarılı, 9’u başarısız bulunmuştur. “X18, maddi duran varlık devir hızı” 3.562’den büyük olan işletmeler için ağacın karar vermesinde üçüncü önemli değişken olarak “X7, Finansal Kaldıraç Oranı” bulunmuştur. “X7, finansal kaldıraç oranı”, 0.158’den küçük veya eşit olan 2 işletmenin %100’ü başarılı bulunmuştur. “X7, finansal kaldıraç oranı” 0.158’den büyük olan 21 işletmenin 13’ü başarısız, 8’i başarılı bulunmuştur.



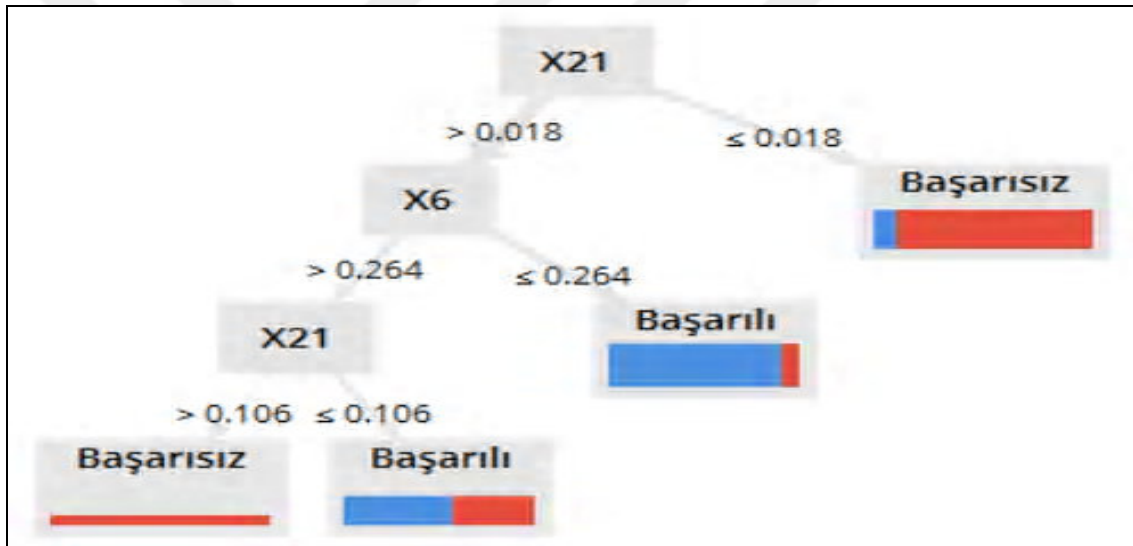
Şekil 3.3. 2006 yılı CART Karar ağacı

Şekil 3.4’de başarısızlıktan 2 yıl öncesi (2007 Yılı) CART analizi karar ağacı görüntüsü verilmiştir. CART karar ağacının kökünde başarılı/başarısız işletme ayrımında sınıfları ilk ayıran bağımsız değişken “X21, Net Kâr Marjı”dır. “X21, net kâr marjı” sınıflandırmadaki gücü sayesinde karar ağacının kökünü oluşturmuştur. “X21, net kâr marjı” 0.018’den küçük veya eşit olan 29 işletmenin 26’sı başarısız, 3 işletme

³⁶⁰ Doğrul, s. 134.

³⁶¹ Yakut, s. 170.

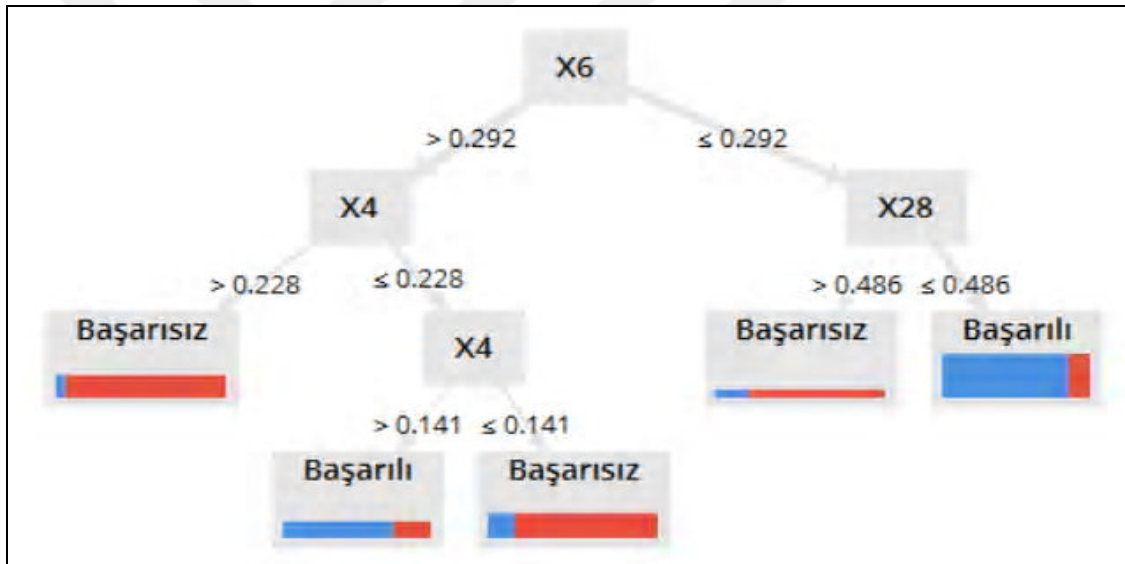
ise başarılı bulunmuştur. “X21, net kâr marjı” 0.018’den büyük olan işletmeler için ağacın karar vermesinde ikinci önemli değişken olarak “X6, Kısa Vadeli Yabancı Kaynakların Toplam Varlıklara Oranı” bulunmuştur. “X6, kısa vadeli yabancı kaynakların toplam varlıklara oranı” 0.264’den küçük veya eşit olan 32 işletmenin 29’u başarılı, 3 işletme başarısız bulunmuştur. “X6, kısa vadeli yabancı kaynakların toplam varlıklara oranı” 0.264’den büyük olan işletmeler için ağacın karar vermesinde üçüncü önemli değişken olarak “X21, Net Kâr Marjı” bulunmuştur. “X21, net kâr marjı”, 0.106’dan küçük veya eşit olan 21 işletmenin 12’si başarılı 9 işletme başarısız bulunmuştur. “X21, net kâr marjı” 0.106’dan büyük olan 6 işletme başarısız bulunmuştur.



Şekil 3.4. 2007 yılı CART Karar ağacı

Şekil 3.5’de başarısızlıktan 1 yıl öncesi (2008 Yılı) CART analizi karar ağacı görüntüsü verilmiştir. CART karar ağacının kökünde başarılı/başarısız işletme ayrımında sınıfları ilk ayıran bağımsız değişken “X6, Kısa Vadeli Yabancı Kaynakların Toplam Varlıklara Oranı”dır. “X6, Kısa vadeli yabancı kaynakların toplam varlıklara oranı” sınıflandırmadaki gücü sayesinde karar ağacının kökünü oluşturmuştur. “X6, kısa vadeli yabancı kaynakların toplam varlıklara oranı” 0.292’den küçük veya eşit olan işletmeler için ağacın karar vermesinde ikinci önemli değişken olarak “X28, Halka Açıklık Oranı” bulunmuştur. “X28, halka açıklık oranı” 0.486’dan küçük veya eşit olan 35 işletmenin 30’u başarılı, 5 işletme başarısız bulunmuştur. “X28, halka açıklık oranı”

0.486'dan büyük olan 5 işletmenin 4'ü başarısız, 1 işletme başarılı bulunmuştur. "X6, Kısa Vadeli Yabancı Kaynakların Toplam Varlıklara Oranı" 0,292'den büyük olan işletmeler için ağacın karar vermesinde ikinci önemli değişken olarak "X4, Stokların Toplam Varlıklara Oranı" bulunmuştur. "X4, Stokların Toplam Varlıklara Oranı" 0.228'den büyük 17 işletmenin 16'sı başarısız, 1 işletme başarılı olarak bulunmuştur. "X4, stokların toplam varlıklara oranı" 0.228'den küçük veya eşit olan işletmeler için ağacın karar vermesinde üçüncü önemli değişken olarak "X4, Stokların Toplam Varlıklara Oranı" bulunmuştur. "X4, stokların toplam varlıklara oranı" 0.141'den küçük veya eşit olan 19 işletmenin 16'sı başarısız, 3 işletme başarılı olarak bulunmuştur. "X4, stokların toplam varlıklara oranı" 0.141'den büyük olan 12 işletmenin 9'u başarılı, 3'ü başarısız olarak bulunmuştur.



Şekil 3.5. 2008 yılı CART Karar ağacı

Tablo 3.11'de CART karar ağacı analizi performans ölçüm sonuçları ve parametre optimizasyonu ile belirlenen en yüksek sınıflandırma doğruluğu veren parametreler verilmektedir.

Tablo 3.11. CART Analizi performans ölçüm sonuçları ve parametre optimizasyonu ile belirlenen en yüksek sınıflandırma doğruluğu veren parametreler (2006, 2007, 2008 Yılı)

Parametreler	2006	2007	2008
Doğruluk (accuracy)	% 84.21	% 86.84	% 92.11
Sınıflandırma Hatası (classification error)	% 15.79	% 13.16	% 7.89
Kappa	0.684	0.737	0.842
Ağırlıklı Ortalama Doğruluk (weighted mean recall)	%84.21	%86.84	% 92.11
Ağırlıklı Ortalama Hassaslık (weighted mean precision)	%85.80	%86.94	% 93.18
Bölünme İçin Minimum Boyut (Minimal Size For Split)	4	2	3
En Düşük Dal Boyutu (Minimal Leaf Size)	2	2	2
En Düşük Kazanım (Minimal Gain)	12,4	4,8	4,8
En Yüksek Derinlik	9	7	12

2006, 2007, 2008 yılı CART karar ağacı analiz sonuçları ile Tablo 3.12’de verilmektedir. Tablo 3.12’de 2006 yılında gerçekte başarısız olan 19 işletmenin 18’i başarısız olarak doğru sınıflandırılmış, 1 işletme gerçekte başarısız olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarılı kategorisine dâhil edilmiştir. Başarısız işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %94.74 olarak belirlenmiştir. Gerçekte başarılı olan 19 işletmenin 14’ü başarılı olarak doğru tahmin edilmiş, 5 işletme gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız kategorisine dâhil edilmiştir. Başarılı işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %73.68 olarak belirlenmiştir. Modelin Tip I hata oranı (gerçekte başarısız olduğu halde modelin yanlışlıkla başarılı bulduğu işletme) %5.26; Tip II hata oranı (gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız olarak belirlenen işletme) %26.32’dir. CART başarısızlıktan 3 yıl öncesi olan 2006 yılı için toplam doğru sınıflandırma oranı %84.21’dir.

Tablo 3.12’de verilen 2007 yılında gerçekte başarısız olan 19 işletmenin 17’si başarısız olarak doğru sınıflandırılmış, 2 işletme gerçekte başarısız olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarılı kategorisine dâhil edilmiştir. Başarısız işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %89.47 olarak belirlenmiştir. Gerçekte başarılı olan 19 işletmenin 16’sı başarılı olarak doğru tahmin edilmiş, 3 işletme gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız kategorisine dâhil edilmiştir. Başarılı işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %84.21 olarak belirlenmiştir. Modelin Tip I hata oranı (gerçekte başarısız olduğu halde modelin yanlışlıkla başarılı bulduğu işletme) %10.53; Tip II hata oranı (gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız olarak

belirlenen işletme) %15.79'dur. CART analizi başarısızlıktan 2 yıl öncesi olan 2007 yılı için toplam doğru sınıflandırma oranı %86.84'tür.

Tablo 3.12'de verilen 2008 yılında gerçekte başarısız olan 19 işletmenin 19'u başarısız olarak doğru sınıflandırılmış ve hiç bir işletme gerçekte başarısız olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarılı kategorisine dâhil edilmemiştir. Başarısız işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %100 olarak belirlenmiştir. Gerçekte başarılı olan 19 işletmenin 16'sı başarılı olarak doğru tahmin edilmiş ve 3 işletme gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız kategorisine dâhil edilmiştir. Başarılı işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %84.21 olarak belirlenmiştir. Modelin Tip I hata oranı (gerçekte başarısız olduğu halde modelin yanlışlıkla başarılı bulduğu işletme) %0; Tip II hata oranı (gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız olarak belirlenen işletme) %15.79'dur. CART başarısızlıktan 1 yıl öncesi olan 2008 yılı için toplam doğru sınıflandırma oranı %92.11'dir.

Tablo 3.12. 2006, 2007, 2008 yılı CART analizi sınıflandırma sonuçları

CART Karar Ağacı Analizi 2006 Yılı		Tahmin Edilen Grup			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğruluk Yüzdesi
Gözlemlenen Grup (Gerçek)	Başarısız	18	1	19	94.74
	Başarılı	5	14	19	73.68
	Toplam	23	15	38	84.21
CART Karar Ağacı Analizi 2007 Yılı		Tahmin Edilen Grup			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğruluk Yüzdesi
Gözlemlenen Grup (Gerçek)	Başarısız	17	2	19	89.47
	Başarılı	3	16	19	84.21
	Toplam	20	18	38	86.84
CART Karar Ağacı Analizi 2008 Yılı		Tahmin Edilen Grup			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğruluk Yüzdesi
Gözlemlenen Grup (Gerçek)	Başarısız	19	0	19	100.00
	Başarılı	3	16	19	84.21
	Toplam	22	16	38	92.11

3.2.2.2. C5.0 Algoritması ile İşletmelerde 1, 2, 3 Yıl Önceden Finansal Başarısızlık Tahmini

C5.0, Quinlan tarafından C4.5'e dayalı olarak geliştirilen yeni bir karar ağacı algoritmasıdır. C5.0 algoritması C4.5'in tüm işlevselliğini içerir ve örneklerin tanımlanmasında geliştirilmiş doğruluk için yükseltme teknolojisini uygular³⁶². C4.5 algoritmasında karar ağacı oluşturulurken kayıp veriler hesaba katılmaz, kazanım oranı hesaplamasında eksik veri olmayan diğer kayıtlar kullanılır. Böylece daha anlamlı ve daha duyarlı kurallara sahip bir ağaç üretilmektedir³⁶³. C5.0 algoritması denetimli bir sınıflandırma algoritmasıdır. Hedef değişkenin bilindiği bir veri kümesi ile karar ağacı eğitilip bir model oluşturulmakta, oluşturulan bu model bağımlı değişkenin daha önce görmediği yeni bir veri kümesi üzerinde test edilerek modelin performansı ölçülmektedir³⁶⁴.

Tabakalı örneklem (stratified sampling) seçiminde her iki sınıftan (başarılı-başarısız) eşit sayıda ancak rastgele örnekler alınmaktadır. Bağımlı değişkenin kategorik olduğu durumlarda başarılı sonuç vermektedir³⁶⁵. Bu nedenle çalışmamızda örneklem seçiminde tabakalı örneklem seçimi (stratified sampling) kullanılmıştır. Yakut (2012) çalışmasında olduğu gibi, bazı değişkenlerin modelden çıkarılmasının analizde kullanılan yöntemlerin tahmin gücünü artırdığı gözlenmektedir³⁶⁶. Çalışmamızda tüm değişkenler ile yürütülen C5.0 analizi sınıflandırma doğrulukları, SDA ileri doğru adimsal yöntemle her yıl için seçilen değişkenlerin tümü olan 8 değişken analize dâhil edildiğinde bulunan doğru sınıflandırma yüzdesinden daha düşük olduğu için 8 değişkenli model çalışmamızda kullanılmıştır. Nihai model olarak %70 eğitim, %30 test veri seti, 10 katlı çapraz doğrulama ile tabakalı örneklem seçimi (stratified sampling) kullanılan model olmuştur. Karar ağacı algoritması ilk önce farklı budama seviyelerinde yürütülmüş ve en iyi performansı veren ağaç seçilmiştir.

Tablo 3.13'de diskriminant ileri doğru adimsal analizde belirlenen ve C5.0 karar ağacında kullanılan bağımsız değişkenler verilmektedir.

³⁶² Chen, "Bankruptcy Prediction in Firms with Statistical and Intelligent Techniques and A Comparison of Evolutionary Computation Approaches", p. 4515.

³⁶³ Silahtaroglu, s. 80.

³⁶⁴ Yakut ve Elmas, s. 246.

³⁶⁵ Liang et al. p. 291.

³⁶⁶ Yakut, s. 180.

Tablo 3.13. Diskriminant İleri doğru adımsal analizde belirlenen ve C5.0 analizinde kullanılan bağımsız değişkenler

X4	Stokların Toplam Varlıklara Oranı
X6	Kısa Vadeli Yabancı Kaynakların Toplam Varlıklara Oranı
X13	Alacak Devir Hızı
X20	Faaliyet Kâr Marjı
X21	Net Kâr Marjı
X22	Ekonomik Karlılık Oranı (ROA)
X24	Öz sermaye Kârlılığı (ROE)
X27	Dört Büyük Denetim Şirketi (Pricewaterhousecoopers-Deloitte Touche Tohmatsu- Kpmg- Ernst And Young) Tarafından Denetlenip Denetlenmediği

Tablo 3.14’de C5.0 algoritması parametre optimizasyonu ile programa girilen analiz parametreleri verilmektedir.

Tablo 3.14. C5.0 algoritması parametre optimizasyonu analiz parametreleri

Analiz İçin Belirlenen Parametreler	Açıklama			
Veri Seti Ayrımı	%70 Eğitim %30 Test Veri Seti			
Doğrulama Türü	10 Katlı Çapraz Doğrulama			
Değişken Sayısı	Diskriminant İleri Adımlı Analiz ile Belirlenen 8 Değişken			
Örnekleme Seçimi	Tabakalı Örnekleme Seçimi (Stratified sampling)			
Bölünme Kriteri	Bilgi Kazancı (Entropi)			
Analiz İçin Belirlenen Parametreler	En Düşük	En Yüksek	Adımlar	Ölçek
Bölünme İçin Minimum Boyut (Minimal Size For Split)	1.0	4.0	10	Doğrusal
En Düşük Dal Boyutu (Minimal Leaf Size)	1.0	2.0	10	Doğrusal
En Düşük Kazanım (Minimal Gain)	0	20	10	Doğrusal
En Yüksek Derinlik (Maximal Depth)	-1	20	10	Doğrusal
Güven Düzeyi (confidence)	0	0.25		
Ön Budama Sayısı	0	3	-	-

Tablo 3.15’de C5.0 sınıflandırma algoritmasının parametre optimizasyonu ile belirlenen en iyi sınıflandırmayı oluşturan seçilmiş parametreler verilmektedir. Analiz sonucunda verilen minimum ve maksimum parametreler dikkate alınarak 968 farklı kombinasyon denemesinden sonra en iyi parametre 2006, 2007, 2008 yılları için Tablo 3.15’de verilmektedir.

Tablo 3.15. C5.0 algoritması performans sonuçları ve parametre optimizasyonu ile belirlenen en yüksek sınıflandırma doğruluğu veren parametreler

Parametreler	2006	2007	2008
Doğruluk (accuracy)	%76.32	%78.95	%86.84
Sınıflandırma Hatası (classification error)	%23.68	%21.05	%13.16
Kappa	0.526	0.579	0.737
Ağırlıklı Ortalama Doğruluk (Weighted Mean Recall)	%76.32	%78.95	%86.84
Ağırlıklı Ortalama Hassaslık (Weighted Mean Precision)	%76.99	%79.27	%89.58
Bölünme İçin Minimum Boyut (Minimal Size For Split)	3	2	3
En Düşük Dal Boyutu (Minimal Leaf Size)	1	1	1
En Düşük Kazanım (Minimal Gain)	0	0	0
En Yüksek Derinlik (Maximal Depth)	16	-1	3

Şekil 3.6’da başarısızlıktan 3 yıl öncesi (2006 Yılı) C5.0 karar ağacı görüntüsü verilmiştir. C5.0 karar ağacının kökünde başarılı/başarısız işletme ayırımında sınıfları ilk ayıran bağımsız değişken “X21, Net Kâr Marjı”dır. “X21, net kâr marjı” sınıflandırmadaki gücü sayesinde karar ağacının kökünü oluşturmuştur. “X21, net kâr marjı ” 0.002’den küçük veya eşit olan 22 işletmenin %100’ü başarısız bulunmuştur. “X21, net kâr marjı” 0.002’den büyük olan 66 işletmenin 44’ü başarılı, 22’si başarısız bulunmuştur. Geng vd. (2015) çalışmasında da “Net Kâr Marjı” önemli değişkenler arasında bulunmuştur³⁶⁷.



Şekil 3.6. 2006 yılı C5.0 Karar ağacı

Şekil 3.7’de başarısızlıktan 2 yıl öncesi (2007 Yılı) C5.0 karar ağacı görüntüsü verilmiştir. C5.0 karar ağacının kökünde başarılı/başarısız işletme ayırımında sınıfları ilk ayıran bağımsız değişken “X24, Öz sermaye Kârlılığı Oranı”dır. “X24, öz sermaye kârlılığı oranı” sınıflandırmadaki gücü sayesinde karar ağacının kökünü oluşturmuştur.

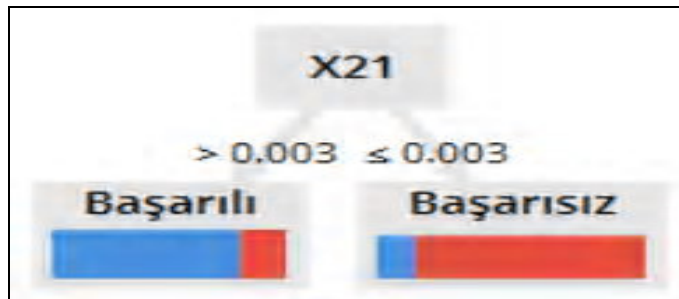
³⁶⁷ Geng et al, p. 236.

“X24, öz sermaye kârlılığı oranı” -0.018 'den küçük veya eşit olan 19 işletmenin %100'ü başarısız bulunmuştur. “X24, öz sermaye kârlılık oranı” -0.018 'den büyük işletmeler için ağacın karar vermesinde ikinci önemli değişken olarak “X22 Ekonomik Kârlılık Oranı”dır. “X22, ekonomik kârlılık oranı” $0,071$ 'den küçük veya eşit olan 22 işletmeden 14'ü başarısız, 8 işletme başarılı bulunmuştur. X22, ekonomik kârlılık oranı 0.071 'den büyük 47 işletmenin 36'sı başarılı, 11 işletme başarısız bulunmuştur.



Şekil 3.7. 2007 yılı C5.0 Karar ağacı

Şekil 3.8’de başarısızlıktan 1 yıl öncesi (2008 Yılı) C5.0 karar ağacı görüntüsü verilmiştir. C5.0 karar ağacının kökünde başarılı/başarısız işletme ayırımında sınıfları ilk ayıran bağımsız değişken “X21, Net Kâr Marjı”dır. “X21, net kâr marjı” sınıflandırmadaki gücü sayesinde karar ağacının kökünü oluşturmuştur. “X21, net kâr marjı” $0,003$ 'den küçük veya eşit olan 41 işletmeden 35'i başarısız, 6 işletme başarılı bulunmuştur. “X21, net kâr marjı” 0.003 'den büyük olan 47 işletmeden 38'i başarılı, 9 işletme başarısız bulunmuştur.



Şekil 3.8 2008 yılı C5.0 Karar ağacı

Gepp vd. (2010)³⁶⁸ çalışmalarında C5.0 karar ağacının CART karar ağacı ile karşılaştırıldığında daha karmaşık ağaçlar ürettiği bulgusuna ulaşmışlardır. İlgili çalışmanın bulgularının tersine çalışmamızda CART karar ağacı tüm yıllarda C5.0 karar ağacından daha karmaşık ağaçlar üretmiştir.

Tablo 3.16'da verilen 2006 yılında gerçekte başarısız olan 19 işletmenin 16'sı başarısız olarak doğru sınıflandırılmış, 3 işletme gerçekte başarısız olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarılı kategorisine dâhil edilmiştir. Başarısız işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %84.21 olarak belirlenmiştir. Gerçekte başarılı olan 19 işletmenin 13'i başarılı olarak doğru tahmin edilmiş, 6 işletme gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız kategorisine dâhil edilmiştir. Başarılı işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %68.42 olarak belirlenmiştir. Modelin Tip I hata oranı (gerçekte başarısız olduğu halde modelin yanlışlıkla başarılı bulduğu işletme) %15.79; Tip II hata oranı (gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız olarak belirlenen işletme) %31.58'dir. C5.0 Karar Ağacı Analizi başarısızlıktan 3 yıl öncesi olan 2006 yılı için toplam doğru sınıflandırma oranı %76.32'dir.

Tablo 3.16'da verilen 2007 yılında gerçekte başarısız olan 19 işletmenin 14'ü başarısız olarak doğru sınıflandırılmış, 5 işletme gerçekte başarısız olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarılı kategorisine dâhil edilmiştir. Başarısız işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %73.68 olarak belirlenmiştir. Gerçekte başarılı olan 19 işletmenin 16'sı başarılı olarak doğru tahmin edilmiş, 3 işletme gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız kategorisine dâhil edilmiştir. Başarılı işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %84.21 olarak belirlenmiştir. Modelin Tip I hata oranı (gerçekte başarısız olduğu halde modelin yanlışlıkla başarılı bulduğu işletme) %26.32; Tip II hata oranı (gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız olarak belirlenen işletme) %15.79'dur. C5.0 Karar Ağacı Analizi başarısızlıktan 2 yıl öncesi olan 2007 yılı için toplam doğru sınıflandırma oranı %78.95'dir.

Tablo 3.16'da verilen 2008 yılında gerçekte başarısız olan 19 işletmenin 14'ü başarısız olarak doğru sınıflandırılmış, 5 işletme gerçekte başarısız olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarılı kategorisine dâhil edilmiştir. Başarısız işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %73.68 olarak belirlenmiştir. Gerçekte başarılı olan 19 işletmenin 19'u başarılı olarak doğru tahmin edilmiş ve hiç bir işletme gerçekte başarılı olduğu

³⁶⁸ Gepp et al., "Business Failure Prediction using Decision Trees", p. 548.

halde yanlış sınıflandırma ile başarısız kategorisine dâhil edilmemiştir. Başarılı işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %100 olarak belirlenmiştir. Modelin Tip I hata oranı (gerçekte başarısız olduğu halde modelin yanlışlıkla başarılı bulduğu işletme) %26.32; Tip II hata oranı (gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız olarak belirlenen işletme) %0'dır. C5.0 Karar Ağacı Analizi başarısızlıktan 1 yıl öncesi olan 2008 yılı için toplam doğru sınıflandırma oranı %86.84'tür.

Çalışmamızda başarısızlığın olduğu yıldan geriye gidildikçe tahmin doğruluğunun azaldığı bulgulanmıştır. Chen (2011) makalesinde finansal sıkıntı öngörü modeli doğruluğu C5.0 algoritmasında 8 dönem öncesi için %88.80 iken 2 dönem öncesi için %97.01'dir³⁶⁹. Lojistik regresyon için teori ve literatüre aykırı olarak finansal sıkıntıdan önceki 2 ve 8 dönem öncesi öngörü doğruluğu sırasıyla %85.07 ve %91.70 olmuştur. Chen (2011), karar ağacı yönteminin kısa dönem önce finansal sıkıntı öngörüsü için uygun bir yöntem olduğu, lojistik regresyon yönteminin ise finansal sıkıntının uzun dönem önce öngörüsü için uygun bir yöntem olduğu bulgusuna ulaşmıştır. Çalışmamızda karar ağaçlarından C5.0 karar ağacı Chen'in bulguları ile aynı yöndedir. Başarısızlık yılına yaklaştıkça C5.0 karar ağacı tahmin doğruluğu çalışmamızda da artış (genel tahmin doğruluğu sırasıyla 2006 yılı için %76.32; 2007 yılı için %78.95; 2008 yılı için %86.84) göstermektedir. Ancak ilgili çalışmanın aksine LA çalışmamızda finansal başarılı-başarısızlık yılından uzaklaştıkça değil yaklaştıkça (bir ve iki yıl öncesinde) en yüksek sınıflandırma doğruluğuna sahip yöntemdir. C5.0 Karar Ağacı 2006, 2007 ve 2008 yılları sınıflandırma tablosu Tablo 3.16'da verilmektedir.

³⁶⁹ Chen, "Predicting Corporate Financial Distress Based on Integration of Decision Tree Classification and Logistic Regression", p. 11268.

Tablo 3.16. C5.0 karar ağacı 2006, 2007 ve 2008 yılları sınıflandırma tablosu

C5.0 Karar Ağacı Analizi 2006 Yılı		Tahmin Edilen Grup			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğruluk Yüzdesi
Gözlemlenen Grup (Gerçek)	Başarısız	16	3	19	84.21
	Başarılı	6	13	19	68.42
	Toplam	22	16	38	76.32
C5.0 Karar Ağacı Analizi 2007 Yılı		Tahmin Edilen Grup			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğruluk Yüzdesi
Gözlemlenen Grup (Gerçek)	Başarısız	14	5	19	73.68
	Başarılı	3	16	19	84.21
	Toplam	17	21	39	78.95
C5.0 Karar Ağacı Analizi 2008 Yılı		Tahmin Edilen Grup			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğruluk Yüzdesi
Gözlemlenen Grup (Gerçek)	Başarısız	14	5	19	73.68
	Başarılı	0	19	19	100.00
	Toplam	14	24	38	86.84

3.2.2.3. Yapay Sinir Ağları Modeli ile İşletmelerde 1, 2, 3 yıl önceden Finansal Başarısızlık Tahmini

Yapay Sinir Ağları (YSA, Neural Network, NN), bir bilgisayar modeline dayanılarak simüle edilen beyinleri, harici girdilere tepki olarak öğrenmek veya uyum sağlamak için kullanılırlar. Bir eğitim verisine maruz kaldığında, sinir ağları daha önce bilinmeyen ilişkileri keşfedebilir ve verilerin karmaşık doğrusal haritalamalarını öğrenebilir. Her nöronun bir ağırlığı vardır ve bu ağırlıklar her bir katmanda yayılım için belirli bir politika göz önüne alınarak özetlenmiştir. Bu ağlar, hata teriminin minimum olduğu bir duruma gelene kadar tekrar tekrar geliştirilir. Parametreler nöronların girişlerine atanır; nöronun çıktısı biyolojik nöronların sinaptik ağırlıklarına benzer parametrelerle ağırlıklandırılan girdilerin doğrusal olmayan bir kombinasyonunu oluşturur. Hesaplamalar sıklıkla girdilerin ve parametrelerin ağırlıklı toplamına ve sabit değere dayanarak gerçekleştirilir. Ağın eğitilmesi için veriler iki ayrı sete bölünür. Birincisi ağın eğitilmesi için (eğitim seti), diğeri ağın performansının sınanması için (test seti) kullanılır. Ağ eğitim seti ile eğitilerek tüm örneklere doğru cevaplar vermeye

başlayınca eğitim tamamlanmış olur ve ağın daha önce hiç görmediği örneklere kabul edilebilir oranda doğru cevap veriliyorsa ağın performansı iyi kabul edilir. Ağın performansı yetersiz ise parametrelerde değişiklik yaparak yeniden eğitmek veya yeni örnekler ile performans kabul edilebilir seviyeye gelinceye kadar eğitime devam edilmelidir³⁷⁰.

NN eğitildikten sonra eksik bilgi ile çalışabilir, yeni örneklerde eksik bilgi olsa da sonuç üretebilir. NN'nin eksik bilgiler ile çalışması durumunda kesin olarak performansında azalma olabilir gibi bir yargıya varılamaz. Performansın düşmesi eksik bilginin önemine bağlıdır. Hangi bilginin önemli olduğunu ağ kendisi eğitim sırasında öğrenmektedir. Ağın performansı düşük olunca kayıp olan bilginin önemli olduğu anlaşılmaktadır. NN'nin eksik bilgi ile çalışma yetenekleri hataya karşı toleranslı olmalarını sağlamaktadır. Ağın bazı hücrelerinin bozularak çalışamaz duruma düşmesi halinde ağ çalışmaya devam eder ancak hücrelerin sorumluluklarının önemine göre ağın performansında düşmeler görülebilir. Hücre sorumluluklarının önemine ağın kendisi karar verir. Bu ağlarda öğrenilen olayın tümü karakterize edildiği için bilgiler ağı dağıtılmış durumdadır. Bu durumu kullanıcı bilemediği için ağ bilgisinin yorumlanamamasının nedeni de budur³⁷¹.

NN modelinde ağın eğitilebilmesi için tüm verinin kullanılması gerekmez. Belirlenen bir miktar veri eğitim için kullanıldıktan sonra kalan veri ağın test edilmesi için kullanılır. Eğitim sırasında eksik veya bozuk veri içeren vektörlerin kullanılması, ağın gerçek dünya verisinin bilinmeyen bazı eksik veya bozuk bilgilerin ağ tarafından tanınmasını sağlayacaktır³⁷². Literatürde NN bağımsız değişkenler arasındaki karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkileri modelleyebilme yeteneğine sahip olmasından dolayı sıklıkla tercih edildiği için, örneğin Kılıç ve Seyrek (2012), çalışmamızda NN yöntemi de kullanılmıştır³⁷³.

Azayite ve Achchab (2016) çalışması takip edilerek NN için gizli nöronların sayısı deneyimle seçilmektedir³⁷⁴. Ortalama Kare Hata (MSE) minimum değerini veren nöron sayısını seçmek için testler yapılır. Çıktı, başarısız ve başarılı işletmeleri ayıran ikili bir değişkendir (başarısız şirketler için 0, başarılı şirketler için 1). Aktivasyon işlevi

³⁷⁰ Öztemel, s. 32

³⁷¹ Öztemel, ss. 32-33.

³⁷² Akpınar, s. 258.

³⁷³ Kılıç ve Seyrek, s. 11

³⁷⁴ Azayite and Achchab, "Hybrid Discriminant Neural Networks for Bankruptcy Prediction and Risk Scoring", p. 672.

olarak Sigmoid fonksiyon kullanılmıştır. Ağın eğitim sırasında tüm örneklere doğru cevap vermesi performansın iyi olduğunu göstermez. Öğrenen ağın daha önce görmediği örnek karşısında beklenen performansının ölçülmesi gerekmektedir. Performans istenen düzeyde değil ise eğitime devam etmek gerekebilir. Eğitim iterasyonları artmasına rağmen performans artmıyor ise örneklerin problem uzayını iyi temsil edemedikleri, ağ parametreleri veya topolojisinin iyi seçilemediği anlaşılmaktadır. Bazen eğitilen çok katmanlı algılayıcı (ÇKA) eğitim setindeki tüm örneklere %100 doğru cevap üretmesine rağmen test setinde düşük bir performans gösterebilmektedir. Bu durumda ÇKA'nın öğrenmediği, eğitim setini ezberlediği görülmektedir. Bu durumda ağın ezberlemesinden kurtulmak için azar azar ve kabul edilebilir hata ile öğrenme tercih edilmelidir³⁷⁵. Veri madenciliği çok büyük veri ambarlarından anlamlı ilişkiler çıkarmaya çalışırken performansı olumsuz etkileyecek işe yaramayan değişkenlerin elenmesi bu sürecin başarıya ulaşması bakımından önemlidir³⁷⁶.

NN'nin yanlış öğrenmemesi için başarılı ve başarısız işletme sayısının eşit alınması gerekmektedir³⁷⁷. Bu nedenle çalışmada her bir yıl için oluşturulan modelde başarılı işletme sayısı ile başarısız işletme sayısı eşit alınmıştır. Kayıp değerlere sahip örnekleri ortadan kaldırmak için verilerin önışlemeden geçirilmesinden sonra, finansal başarısız ve başarılı toplam 126 örnek şirket elde edilmiştir. Tüm veri değerleri, NN analizi için Li, Sun Wu (2010) çalışması takip edilerek minimum-maksimum normalizasyon ile 0 ile 1 aralığında ölçeklendirilmiştir³⁷⁸.

Özdağoğlu vd. (2017) çalışmaları takip edilerek son sınıflama algoritması olarak yapay sinir ağı modeli, öğrenme hızı, momentum ve eğitim devir sayısı gibi üç önemli parametre için optimize edilmiş değerlere dayalı olarak yürütülmüştür. Böylece, en yüksek performansa sahip tahminler verilen girdi kümesine dayalı olarak elde edilmeye çalışılmıştır. Tüm öğrenme algoritmaları için, eğitim ve test veri kümeleri, 10 katlı çapraz doğrulama temel alınarak belirlenmiştir.

³⁷⁵ Öztemel, ss. 90-91.

³⁷⁶ Özkan ve Boran, s. 67.

³⁷⁷ Çelik, s. 149.

³⁷⁸ Li, Sun and Wu, "Predicting Business Failure Using Classification and Regression Tree: An Empirical Comparison with Popular Classical Statistical Methods and Top Classification Mining Methods", p. 5899.

İlgili NN algoritmasında, normalleştirilmiş veri kümesi ile optimize edilmiş eğitim döngü sayısı, öğrenme oranı, momentum, sigmoid fonksiyonu ile bir gizli katman kullanılmıştır. Bir gizli katmanlı bu sınıflandırıcı birden fazla gizli katmandan daha iyi bir performans elde etmiştir. Böylece tek gizli katmanlı modelin bulguları sunulmuştur. Çelik (2009) çalışmasında, 3 katmanlı yapının daha az ya da daha fazla katmanlı yapılara oranla daha doğru sonuçlar ürettiği görülmüştür³⁷⁹. Bu çalışmada, sınıflandırma görevini gerçekleştirmek için tek bir gizli katmana sahip çok tabakalı bir perceptron (MLP) kullanılmıştır

Jackson ve Wood (2013) çalışması takip edilerek giriş düğümlerinde sağlanan veriler, gizli katmandaki düğümlere girdi verisi sağlamak üzere ağırlıklı paralel bağlantılar yoluyla gönderilmektedir. Daha sonra doğrusal olmayan Sigmoid işlev ile dönüştürülerek çıktı katmanına gönderilmiştir. Sonra çıktı katmanında benzer bir işlem kategorik ikili çıktı değişkeni için gerçekleştirilmiştir. Matematiksel olarak, n girişli bir gizli veya çıktı nöron tarafından gerçekleştirilen işlem şu şekilde tanımlanmıştır:

$$\text{Çıktı} = f \left(\sum_{i=1}^n w_i \cdot \text{Girdi } i \right) \quad (12)$$

Burada w_i , girdi i için verilen ağırlığı temsil eder ve f lojistik dönüşümü temsil etmektedir. Özünde, her düğümdeki girdilerin ağırlıkları, girdileri eğitim örneğindeki bilinen çıktılara daha yakın bir şekilde eşlemek için tekrar eden bir işlem kullanılarak ayarlanmaktadır³⁸⁰.

Tang and Chi (2005) çalışması takip edilerek modellerin kararlılığı ve genelleştirilebilirliği ile ilgili eğitim ve test alt gruplarının farklı örneklem karışım oranlarının etkileri incelenmiştir. Modelin etkililiği değerlendirirken, Tip I ve Tip II hatalarının maliyet oranları da göz önünde bulundurulmuştur. Eğitim verileri, öğrenme modellerinin oluşturulması için kullanılırken test verileri, modellerin öngörülebilir yeteneklerini test etmek için kullanılır. Sırasıyla 60:40, 70:30, 80:20 ve 90:10 gibi eğitim ve test oranlarına göre farklı seçenekler, eğitimsizlik veya aşırı eğitimi önlemek

³⁷⁹ Çelik, s. 147.

³⁸⁰ Jackson and Wood, p. 190.

için kullanılmaktadır³⁸¹. Genellemenin kapasitesi üzerindeki eğitim ve test kümesi arasındaki farklı temel oranların etkisini daha iyi anlamak için, 60:40, 75:25, 70:30 veri seti ayrımı ile yapılan analizlerde en yüksek sınıflandırma başarısı 70:30 bileşimi olduğu bulunmuştur. Eğitim ve test seti oranının belirlenmesinde literatürde ağırlıklı olarak %70 eğitim %30 test setine ayrıldığı da, örneğin Koç ve Ulucan (2016) çalışmasında, görülmektedir.

İstatistiksel yöntemlere kıyasla istikrarlı bir NN modeli oluşturmak için çok fazla örnek veriye ihtiyaç duyulmaktadır. NN, anlaşılması zor karmaşık ağ yapısı ve karar vericiler için bir kara kutu gibi görünmesinden dolayı uygulayıcılar tarafından sıklıkla eleştirilmektedir. Bu dezavantajın üstesinden gelmek için, ağlarda gömülü bulunan öğrenilen bilgiler kullanılarak açıklayıcı kurallar şeklinde bir karar tablosu oluşturulabilir³⁸². Çalışmamızda oluşturulan NN modelinde her bağımsız değişken için nöronlarda saklanan ağırlıklar çıkarılarak, 2006, 2007 ve 2008 yılları için sırasıyla Ek 4.1, Ek 4.2 ve Ek 4.3’de verilmiştir. Dolayısıyla ile ağın her nöronunda değişkenlere atadığı ağırlıklar belirlenerek elde edilen sonucun nasıl oluştuğu hakkında bilgi edinilebilmektedir.

Tablo 3.17. Diskriminant ileri doğru adımsal analizde belirlenen ve yapay sinir ağında kullanılan bağımsız değişkenler

X4	Stokların Toplam Varlıklara Oranı
X6	Kısa Vadeli Yabancı Kaynakların Toplam Varlıklara Oranı
X13	Alacak Devir Hızı
X20	Faaliyet Kâr Marjı
X21	Net Kâr Marjı
X22	Ekonomik Karlılık Oranı (ROA)
X24	Öz sermaye Kârlılığı (ROE)
X27	Dört Büyük Denetim Şirketi (Pricewaterhousecoopers-Deloitte Touche Tohmatsu-Kpmg- Ernst And Young) Tarafından Denetlenip Denetlenmediği

³⁸¹ Geng et al., “Prediction of Financial Distress: An Empirical Study of Listed Chinese Companies Using Data Mining”, p.240.

³⁸² Sun et al., “Predicting Financial Distress and Corporate Failure: A Review From The State-of-The-Art Definitions, Modeling, Sampling, and Featuring Approaches”, p. 44.

En iyi NN ağı modelinin belirlenmesinde yaygın olarak deneme yanılma yöntemi kullanılmakta ve çok sayıda test yapılmaktadır³⁸³. Torun (2007) çalışması takip edilerek gizli katman sayısı, gizli katmanlardaki düğüm sayısı, öğrenme oranı, momentum terimi, aktivasyon fonksiyonu, devir sayısı gibi parametrelerin çeşitli kombinasyonları denenerek, gerek eğitim seti üzerinde gerekse test seti üzerinde daha iyi performans gösteren ağ saptanmıştır. NN’de öğrenme katsayısı için yüksek değerlerin belirlenmesi sistemin ezberlemesine neden olacaktır ki bu istenen bir durum değildir³⁸⁴. Çalışmamızda parametre optimizasyonu yapılarak belirlenen parametrelerde ayrı ayrı denemesi istenen en düşük ve en yüksek değerler programa girilerek en yüksek sınıflandırma sonucunu sağlayan parametre kombinasyonu ortaya çıkarılmıştır.

Yakut (2012) çalışmasında olduğu gibi, bazı değişkenlerin modelden çıkarılmasının analizde kullanılan yöntemlerin tahmin gücünü artırdığı gözlenmektedir³⁸⁵. Tüm değişkenlerle yapılan NN analizi sınıflandırma doğrulukları, diskriminant analizi ileri doğru adımsal yöntemle her yıl için seçilen değişkenlerin tümü olan 8 değişken analize dâhil edildiğinde bulunan sınıflandırma yüzdesinden daha düşük olduğu için 8 değişkenli model çalışmamızda kurulmuştur. Onlarca farklı model denemesinden sonra en yüksek sınıflandırma yüzdesine sahip model; bir gizli katman, %70 eğitim, %30 test veri seti ayrımı ile kurulan modeldir.

Sınıflandırma modelinin geliştirilmesi ve uygulanması RapidMiner 7.6 kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Verilen veri kümesi için sınıflandırıcı üzerinde en iyi tahmin modeli elde etmek için her sınıflandırıcının parametreleri “optimize parametre” operatörü aracılığıyla optimize edilmiştir. Sınıflandırma süreci, veri kümesindeki kalıbı öğrenmek için bir eğitim seti ile başlatılmıştır ve öğrenilen desen test setine ve seçilen performans göstergelerine uygulanmıştır. Model parametreleri Tablo 3.18’de, en yüksek performansa sahip olan yapay sinir ağı tarafından 3 parametre için 1331 farklı kombinasyondan seçilen parametreler Tablo 3.19’da ve Yapay Sinir Ağı 2006, 2007, 2008 yılları model görüntüsü Şekil 3.9’da verilmektedir.

³⁸³ Torun s. 94.

³⁸⁴ Çelik vd., “Rapidminer ile Veri Madenciliği”, s. 243.

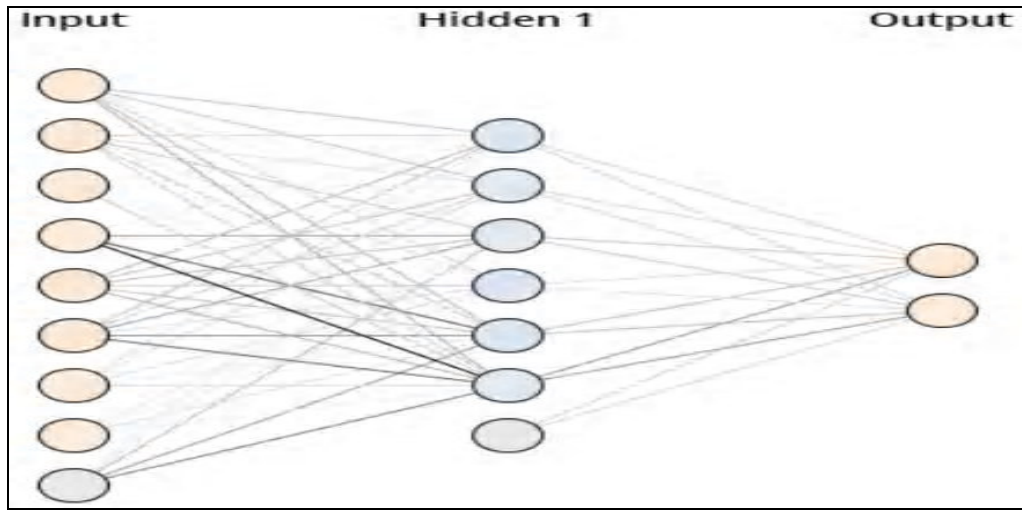
³⁸⁵ Yakut, s. 180.

Tablo 3.18. En yüksek performansa sahip yapay sinir ağı parametreleri

Ağ Türü	Çok Katmanlı Perseptron			
Öğrenme Algoritması	Geri Yayılım			
Öğrenme Kuralı	Momentum			
Girdi Katmanındaki Düğüm Sayısı	8			
Gizli Katman Sayısı	1			
Gizli Katmandaki Düğüm Sayısı	6			
Çıktı Katmanı Düğüm Sayısı	2; Başarılı, Başarısız Olarak Kategorik			
Değişken Seçimi	Diskriminant Adımsal Yöntemle Seçilen 8 Bağımsız Değişken			
Verilerin Sınıflandırılması	%70 Eğitim Seti			
	%30 Test Seti			
Örneklem Seçim Türü	Tabakalı Örneklem Seçimi (Stratified Sampling)			
Aktivasyon Fonksiyonu	Sigmoid			
Öğrenme Oranı	En Düşük: 0,00	En Yüksek: 0,80	Adımlar: 10	Ölçek: Doğrusal
Momentum	En Düşük : 0,00	En Yüksek: 0,80	Adımlar: 10	Ölçek: Doğrusal
Eğitim Devir Sayısı	En Düşük : 1,00	En Yüksek: 500	Adımlar: 10	Ölçek: Doğrusal

Tablo 3.19. En yüksek performansa sahip olan yapay sinir ağı tarafından 3 parametre için 1331 farklı kombinasyondan seçilen parametreler

Parametreler	2006	2007	2008
Doğruluk (accuracy)	%81.58	%84.21	92.11
Sınıflandırma Hatası (classification error)	%18.42	%15.79	%7.89
Kappa	0.632	0.684	0.842
Ağırlıklı Ortalama Doğruluk (weighted mean recall)	%81.58	%84.21	%92.11
Ağırlıklı Ortalama Hassaslığı (weighted mean precision)	%82.39	%84.21	%93.18
Öğrenme Oranı (learning rate)	0.16	0.72	0.80
Momentum	0.80	0.24	0.00
Devir Sayısı (training cycles)	151	101	151



Şekil 3.9. Yapay sinir ağı 2006, 2007, 2008 yılları model görüntüsü

Tablo 3.20’de verilen 2006 yılında gerçekte başarısız olan 19 işletmenin 17’si başarısız olarak doğru sınıflandırılmış, 2 işletme gerçekte başarısız olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarılı kategorisine dâhil edilmiştir. Başarısız işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %89.47 olarak belirlenmiştir. Gerçekte başarılı olan 19 işletmenin 14’i başarılı olarak doğru tahmin edilmiş, 5 işletme gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız kategorisine dâhil edilmiştir. Başarılı işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %73.68 olarak belirlenmiştir. Modelin Tip I hata oranı (gerçekte başarısız olduğu halde modelin yanlışlıkla başarılı bulduğu işletme) %10.53; Tip II hata oranı (gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız olarak belirlenen işletme) %26.32’dir. NN analizi başarısızlıktan 3 yıl öncesi olan 2006 yılı için toplam doğru sınıflandırma oranı %81.58’dir.

Tablo 3.20’de verilen 2007 yılında gerçekte başarısız olan 19 işletmenin 16’sı başarısız olarak doğru sınıflandırılmış, 3 işletme gerçekte başarısız olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarılı kategorisine dâhil edilmiştir. Başarısız işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %84.21 olarak belirlenmiştir. Gerçekte başarılı olan 19 işletmenin 16’sı başarılı olarak doğru tahmin edilmiş, 3 işletme gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız kategorisine dâhil edilmiştir. Başarılı işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %84.21 olarak belirlenmiştir. Modelin Tip I hata oranı (gerçekte başarısız olduğu halde modelin yanlışlıkla başarılı bulduğu işletme) %15.79; Tip II hata oranı (gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız olarak

belirlenen işletme) %15.79'dur. NN analizi başarısızlıktan 2 yıl öncesi olan 2007 yılı için toplam doğru sınıflandırma oranı %84.21'dir.

Tablo 3.20'de verilen 2008 yılında gerçekte başarısız olan 19 işletmenin 19'u başarısız olarak doğru sınıflandırılmış, hiç bir işletme gerçekte başarısız olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarılı kategorisine dâhil edilmemiştir. Başarısız işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %100 olarak belirlenmiştir. Gerçekte 19 başarılı işletmenin 16'sı başarılı olarak doğru tahmin edilmiş, 3 işletme gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız kategorisine dâhil edilmiştir. Başarılı işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %84.21 olarak belirlenmiştir. Modelin Tip I hata oranı (gerçekte başarısız olduğu halde modelin yanlışlıkla başarılı bulduğu işletme) % 0.00; Tip II hata oranı (gerçekte başarılı olduğu halde yanlış sınıflandırma ile başarısız olarak belirlenen işletme) %15.79'dur. NN analizi başarısızlıktan 1 yıl öncesi olan 2008 yılı için toplam doğru sınıflandırma oranı %92.11'dir.

Tablo 3.20. Yapay sinir ağı 2006, 2007 ve 2008 yılları sınıflandırma tablosu

Yapay Sinir Ağı Analizi 2006 Yılı		Tahmin Edilen Grup			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğruluk Yüzdesi
Gözlemlenen Grup (Gerçek)	Başarısız	17	2	19	89.47
	Başarılı	5	14	19	73.68
	Toplam	22	16	38	81.58
Yapay Sinir Ağı Analizi 2007 Yılı		Tahmin Edilen Grup			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğruluk Yüzdesi
Gözlemlenen Grup (Gerçek)	Başarısız	16	3	19	84.21
	Başarılı	3	16	19	84.21
	Toplam	19	19	38	84.21
Yapay Sinir Ağı Analizi 2008 Yılı		Tahmin Edilen Grup			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğruluk Yüzdesi
Gözlemlenen Grup (Gerçek)	Başarısız	19	0	19	100.00
	Başarılı	3	16	19	84.21
	Toplam	22	16	38	92.11

3.2.3. Uygulamada Elde Edilen Sonuçların Karşılaştırılması ve Değerlendirilmesi

Literatürdeki çalışmaların neredeyse tamamında olduğu gibi, örneğin Torun (2007), Yakut (2012), tüm yöntemlerde başarısızlığın gerçekleştiği yıldan geriye gidildiğinde tahmin sonuçlarının nispeten azaldığını ve başarısızlığın gerçekleştiği yıla yaklaşıldıkça daha yüksek tahmin sonuçlarına ulaşıldığını söylemek mümkündür.

Tablo 3.21 incelendiğinde lojistik regresyon analizi başarılı-başarısızlık yılından 1 ve 2 yıl öncesinde en yüksek genel sınıflandırma doğruluğuna sahiptir. Başarısızlık yılından 3 yıl öncesinde CART en yüksek sınıflandırma doğruluğuna sahiptir. NN ve CART modelinin başarısız işletmeleri bir yıl öncesinden %100 sınıflandırma doğruluğu ile tahmin etmesi, ilgili yöntemlerin yaklaşan finansal başarısızlığın tahmin kabiliyeti açısından dikkate değerdir. CART karar ağacının tüm yıllarda başarısız işletmeleri daha yüksek doğruluk değeri ile tahmin etmesi olumlu olarak değerlendirilebilir. Başarılı/başarısızlıktan bir ve iki yıl öncesinde LA modeli başarısızlığı en yüksek derecede doğru olarak sınıflandırmıştır. Çalışma sonuçlarına göre MDA'nın başarısız, başarılı ve genel sınıflandırmada bir ve iki yıl öncesinde en düşük sınıflandırma doğruluğuna sahip olması literatür ile uyumludur.

Tablo 3.21'de başarılı-başarısızlık yılından 3 yıl öncesinde (2006 yılı için) en yüksekten düşüğe genel olarak sırasıyla (başarılı ve başarısız toplamı); CART (%84.21), NN (%81.58), LA (%80.16), MDA (%80.16) ve C5.0 (%76.32) sınıflandırma doğruluğuna sahiptir. Başarılı-başarısızlık yılından 2 yıl öncesinde (2007 yılı için) en yüksekten düşüğe genel olarak sırasıyla; LA (%87.30), CART (%86.84), NN (%84.21), MDA (%83.33) ve C5.0 (%78.95) şeklinde olmaktadır. Başarılı-başarısızlık yılından 1 yıl öncesinde (2008 yılı için) en yüksekten düşüğe genel sınıflandırma doğruluğu sırasıyla, LA (%92.86), CART (%92.11), NN (%92.11), C5.0 (%86.84) ve MDA (%81.75) şeklinde olmaktadır. Chen (2011) çalışmasında, C5.0, CART ve CHAİD yöntemlerini kullanmış ve finansal sıkıntı olmadan önceki yakın bir zamanda karar ağaçları sınıflandırma yönteminin 2 dönem öncesinde finansal sıkıntıyı %97.01 doğruluk yüzdesi ile tahmin sonucu elde etmiştir³⁸⁶. Çalışmamızda da 2 yıl öncesi CART (%86.84) ikinci en yüksek sınıflandırma yöntemi olarak bulunmuştur. Chen (2011) çalışmasında karar ağaçları yönteminin en az bir yıl gibi kısa bir zaman öncesinden lojistik regresyon yaklaşımından daha doğru tahmin sonuçları elde ettiği

³⁸⁶ Chen, "Predicting Corporate Financial Distress Based on Integration of Decision Tree Classification and Logistic Regression", p. 11262.

bulunmuştur. Ayrıca ilgili çalışmada CART analizinin finansal başarısızlıktan önceki yakın bir zamanda daha yüksek bir doğruluk oranı ile tahmin edebildiğine yönelik bulgu çalışmamız için geçerli değildir. Bir yıl öncesinde LA tüm diğer yöntemlerden daha yüksek sınıflandırma doğruluğuna sahiptir. Çalışmamız sonuçlarına bakıldığında zaman bir yıl öncesinde CART (%92.11) ve C5.0 (%86.84) karar ağaçları sınıflandırma doğruluğu LA'dan düşük görünmekte ancak yine de diğer yöntemlere göre yüksek sınıflandırma doğruluğu elde ettikleri sonucu ortaya çıkmaktadır. İlgili çalışmada C5.0 algoritmasının doğruluk oranı CART'dan daha iyi olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Bu bulgu çalışmamız sonuçları ile karşılaştırıldığında analizlerimizde CART, C5.0'den üç yıl içinde daha üstün tahmin performansı göstermiştir.

Başarısız işletmelerin sınıflandırma doğrulukları başarılı-başarısızlık yılından 3 yıl öncesinde (2006 yılı için) en yüksekten düşüğe sırasıyla; CART (%94.74), NN (%89.47), C5.0 (%84.21), LA (%77.78) ve MDA (%77.78) olarak bulunmuştur. Başarısız işletmelerin sınıflandırma doğrulukları başarılı-başarısızlık yılından 2 yıl öncesinde (2007 yılı için) en yüksekten düşüğe sırasıyla; CART (%89.47), LA (%85.71), NN (%84.21), MDA (%84.13) ve C5.0 (%73.68) şeklinde olmaktadır. Başarısız işletmelerin sınıflandırma doğrulukları başarılı-başarısızlık yılından 1 yıl öncesinde (2008 yılı için) en yüksekten düşüğe sırasıyla; CART (%100), NN (%100), LA (%90.48), MDA (%74.60), C5.0 (%73.68) olarak bulunmuştur.

Başarılı işletmelerin sınıflandırma doğrulukları başarılı-başarısızlık yılından 3 yıl öncesinde (2006 yılı için) en yüksekten düşüğe sırasıyla, LA (%82.54), MDA (%82.54), CART (%73.68), NN (%73.68) ve C5.0 (%68.42) sınıflandırma doğruluğuna sahiptir. Başarılı işletmelerin sınıflandırma doğrulukları başarılı-başarısızlık yılından 2 yıl öncesinde (2007 yılı için) en yüksekten düşüğe sırasıyla, LA (%88.89), CART (%84.21), NN (%84.21), C5.0 (%84.21) ve MDA (%82.54) olarak bulunmuştur.. Başarılı işletmelerin sınıflandırma doğrulukları başarılı-başarısızlık yılından bir yıl öncesinde (2008 yılı için) en yüksekten düşüğe sırasıyla, C5.0 (%100), LA (%95.24), MDA (%88.89), NN (%84.21), CART (%84.21) şeklinde olmaktadır.

Özdağoğlu vd. (2017) çalışmaları takip edilerek elde edilen bulgularımız daha önceki çalışmaların bulguları ile karşılaştırıldığında modelin performansının veri setine, seçilen algoritmaya ve değişkenler, yani seçilen finansal oranlara bağlı olduğunu ortaya koymuştur. Chen vd. (2006) çalışmalarında MDA, LA, DT ve NN yöntemleri

kullanılmış LA ve NN'nin en iyi tahmin modelleri olduğu belirtilmiştir³⁸⁷. Analiz bulgularımız ilgili çalışma sonucunu destekler şekilde LA'yı en iyi tahmin modeli olarak bulmuştur. Ancak NN ilgili çalışma sonucunun aksine sınıflandırma doğruluğu yönünden CART'dan sonra gelmektedir. Muller vd. (2009) çalışmalarında, çalışmamız sonuçlarına benzer şekilde LA tekniğinin en iyi genel öngörme doğruluğu sağladığı bulgusuna ulaşmışlardır. Ayrıca ilgili çalışmada MDA'nın başarısız şirketleri en yüksek sınıflandırma oranıyla tahmin ettiği sonucuna ulaşmıştır. Bu sonucu bulgularımız desteklememektedir. Analiz sonuçlarına göre başarısızlığı en iyi tahmin eden yöntem 2006 yılında CART (%94.74), 2007 yılında CART (%89.47), 2008 yılında CART (%100) ve NN (%100)'dir.

Doğrul (2009) çalışmasında, analizler sonucunda finansal başarısızlığı tahmin etmede en iyi modelleri bir yıl önceden LA=CART>NN, iki yıl önceden, CART>LA>NN, üç yıl önceden CART>NN>LA olarak bulmuştur³⁸⁸. Tahmin ve sınıflandırma başarısı çalışmamız yönünden incelenecek olursa sınıflandırma doğruluğu yönünden bir yıl öncesi LA>CART=NN>C5.0>MDA olarak bulunmuştur. İki yıl öncesi LA>CART>NN>MDA>C5.0 olarak bulunmuştur. Üç yıl öncesi CART>NN>LA>MDA>C5.0 olarak bulunmuştur. Ayrıca Doğrul çalışmasında, CART 3 yıl içinde en yüksek sınıflandırma doğruluğuna sahip olduğu bulunurken çalışmamızda CART yalnızca 2006 yılı için en yüksek sınıflandırma doğruluğuna sahiptir.

Li vd. (2010) çalışmalarında, Çin borsasına kayıtlı şirketlerin kısa vadeli finansal başarısızlık tahmininde ortalama sınıflandırma doğruluğu yönünden CART>MDA>LA olduğu belirtilmiştir³⁸⁹. Bu sonuç CART'ın en başarılı sınıflandırma oranına sahip olması durumu, çalışmamız yönünden incelendiğinde 2006 yılı için desteklenmekte olup diğer yıllar dikkate alındığında (2007 ve 2008) CART, LA'dan sonra en yüksek sınıflandırma oranına sahiptir. İlgili çalışmada LA en düşük başarılı tahmine sahipken, çalışmamızda 2007 ve 2008 yıllarında en yüksek sınıflandırma doğruluğuna LA modelinin sahip olduğu bulgulanmıştır. İlgili çalışmanın aksine analizlerimizde tüm yıllar dikkate alındığında genel olarak LA en yüksek sınıflandırma doğruluğuna sahipken, CART ikinci en yüksek sınıflandırma doğruluğuna sahip olduğu,

³⁸⁷ Chen et al., "Financial Distress Prediction in China", p. 334.

³⁸⁸ Doğrul, ss. 157-158.

³⁸⁹ Li et al. "Predicting Business Failure Using Classification and Regression Tree: An Empirical Comparison with Popular Classical Statistical Methods and Top Classification Mining Methods", p. 5901

üçüncü sırada NN, dördüncü sırada MDA olduğu ve en düşük sınıflandırma doğruluğunun beşinci sırada yer alan C5.0 ile elde edildiği görülmüştür. 2008 yılı haricinde en kötü sınıflandırma performansı C5.0'a aittir.

Gepp vd. (2010) çalışmalarında C5.0 ve CART'ın MDA'ya kıyasla üstün sınıflandırma sonucu elde ettiği bulgulanmıştır. Çalışmamızda C5.0 algoritması 2008 yılı haricinde hiçbir yıl MDA'dan daha yüksek sınıflandırma sonucuna ulaşmamıştır. İlgili çalışmada CART modelinin, yanlış sınıflandırma maliyetleri üzerinde en tutarlı öngörme kabiliyetine sahip olduğu sonucuna varılmıştır³⁹⁰. Bu sonuçlar çalışmamız bulguları ile uyum içerisindedir. Çalışmamızda CART üç yıl için de MDA'dan daha yüksek sınıflandırma doğruluğuna sahiptir ve başarısız işletmeleri, diğer yöntemler ile kıyaslandığında, daha yüksek doğruluk ile sınıflandırma yeteneğine sahip olduğu bulunmaktadır. İlgili çalışma C5.0 algoritmasının CART'a göre daha karmaşık ağaç ürettiği sonucunun tersine çalışmamızda C5.0 algoritması CART'a göre üç yıl için de daha sade ağaç oluşturmuştur.

Chen (2011) "Bankruptcy Prediction In Firms with Statistical and Intelligent Techniques and A Comparison of Evolutionary Computation Approaches" isimli çalışmasında, C5.0 ve CART'ın yaklaşan iflâslar için en iyi tahmin performansı sağladığını bulgulanmıştır³⁹¹. Ancak bu sonucu C5.0 ve CART analiz bulgularımız desteklememektedir. Çalışmamızda başarısızlık yılından üç yıl öncesinde (2006 yılında) CART karar ağacı en iyi genel sınıflandırma doğruluğuna sahip iken, finansal başarısızlık yılı yaklaştıkça (2007 ve 2008 yılı) LA modeli en iyi sınıflandırma doğruluğuna sahip model olarak bulunmuştur. Pompe ve Bilderbeek'in (2005) çalışmalarında, çalışmamız bulgularına benzer şekilde NN başarısızlık yılından önceki 3 yıl için de MDA'dan daha iyi öngörü performansına sahip olmuştur³⁹².

Sun vd. (2014) çalışmalarında, CART'ın C5.0 ve MDA'dan daha yüksek öngörü doğruluğuna sahip olduğu sonucuna ulaşmışlardır³⁹³. Bu sonuç çalışmamız ile üç yıl içinde uyumludur. İlgili çalışmada, C5.0 ve CART'ın NN'den daha yüksek sınıflandırma doğruluğu elde ettiği belirtilmiştir. Çalışmamızda CART yönteminin NN'den iki ve üç yıl öncesinde daha yüksek tahmin gücüne sahip olduğu görülmektedir.

³⁹⁰ Gepp et al., p. 546-547.

³⁹¹ Chen, p. 4514.

³⁹² Pompe and Bilderbeek, p. 95.

³⁹³ Sun et al., "Predicting Financial Distress and Corporate Failure: A Review from The State-of-The-Art Definitions, Modeling, Sampling, and Featuring Approaches, p. 45.

Ancak çalışmamızda C5.0 hiç bir dönemde NN'den daha yüksek sınıflandırma gücüne sahip bulunmamıştır.

Li vd. (2010) çalışmalarında CART'ın MDA ve LA ile karşılaştırıldığında MDA'dan daha yüksek ancak LA'dan düşük doğru tahmin performansı gösterdiği bulgusuna ulaşılmıştır³⁹⁴. Çalışmamızda, CART tüm yıllarda MDA'dan daha yüksek sınıflandırma doğruluğuna sahiptir. Ancak bir ve iki yıl öncesinde LA tüm yöntemlerden daha yüksek sınıflandırma doğruluğuna sahiptir.

2006 yılı hariç başarısızlık yılı yaklaştıkça LA en yüksek doğru sınıflandırma başarısı gösteren yöntemdir. Bunun tersine olarak Chen'in (2011) çalışmasında, DT modelinin kısa dönemde lojistik regresyondan daha iyi olduğu görülmektedir³⁹⁵. İlgili çalışmaya göre LA modeli uzun dönemde karar ağacı modellerinden daha iyi performansa sahiptir. Bu nedenle karar ağacı modellerinin geçmiş 2 ve 4 dönem öncesi için mükemmel öngörü performansına sahip olduğu belirtilmiştir. Çalışmamızda NN analizi, sınıflandırma doğruluğu yönünden 2006 yılı hariç LA'dan sonra gelmekte, 2008 yılı hariç CART'dan sonra gelmektedir. LA, CART, C5.0 ve NN başarılı-başarısızlık yılı yaklaştıkça teoriye uygun bir şekilde 3 yıl içinde istikrarlı bir şekilde tahmin doğruluğunun arttığı görülmektedir. Diskriminant analizinde sınıflandırma doğruluğu yıllar itibari ile dalgalı bir seyir izlemiştir. Yakut'un (2012) çalışmasında da, çalışmamız bulgularına benzer şekilde NN ve C5.0 yöntemlerinin başarısızlığın olduğu yıldan geriye doğru gidildiğinde tahmin sonuçlarının azaldığı, başarısızlığın olduğu yıla yaklaştıkça ise tahmin sonuçlarının daha yüksek oranlara ulaştığı belirtilmiştir³⁹⁶. Yakut'un (2012) çalışmasında, C5.0 karar ağacı doğru sınıflandırma oranı yönünden tüm dönemlerde NN'den sonra gelmekte, bu sonuç çalışmamız bulgularıyla uyumludur. Kılıç'ın (2011) çalışmasında da, bulgularımıza benzer şekilde (2007 yılı hariç) NN tahmin performansının C5.0 karar ağacı performansından daha yüksek olduğu belirtilmiştir³⁹⁷.

Jardin (2012) "The Influence of Variable Selection Methods on The Accuracy of Bankruptcy Prediction Models" isimli çalışmasında, test örneklerinde en iyi sonuç % 88.92 NN, bunu % 86.02 ile LA ve % 83.86 ile MDA analizi izlemiştir. İlgili çalışma

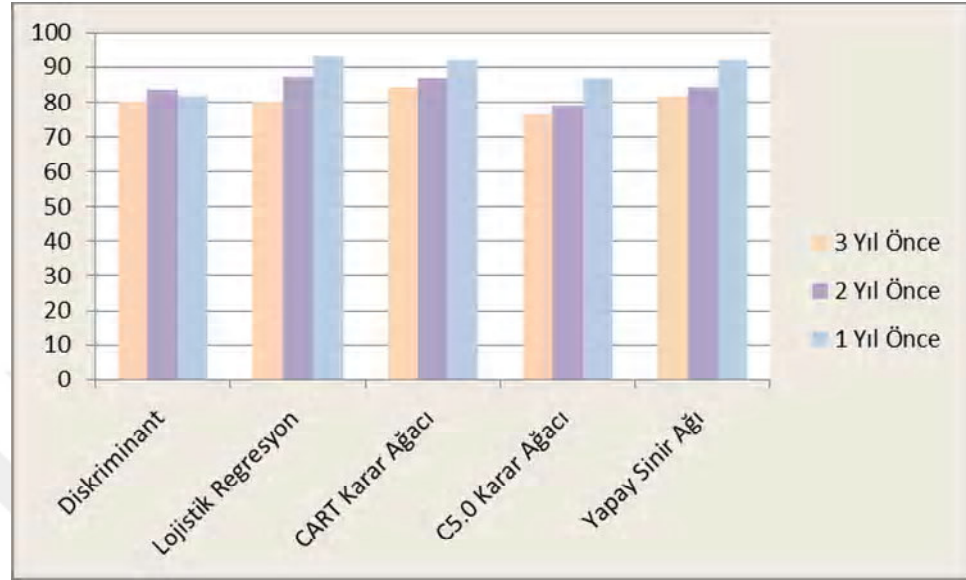
³⁹⁴ Li et al "Predicting Business Failure Using Classification and Regression Tree: An Empirical Comparison with Popular Classical Statistical Methods and Top Classification Mining Methods" p. 5902.

³⁹⁵ Chen, "Predicting Corporate Financial Distress Based on Integration of Decision Tree Classification and Logistic Regression", p. 11271.

³⁹⁶ Yakut, s. 180.

³⁹⁷ Kılıç, s. 72.

sonuçları analiz bulgularımızla karşılaştırıldığında sınıflandırma doğrulukları yönünden genel olarak LA > CART > NN > MDA > C5.0 olarak bulunmuştur.



Şekil 3.10. Çalışmada kullanılan sınıflandırma yöntemlerinin 1, 2, 3 yıl öncesi genel sınıflandırma performans sonuçları

Tablo 3.21. Çalışmada kullanılan sınıflandırma yöntemlerinin 1, 2, 3 yıl öncesi performans sonuçları

Sınıflandırma Yöntemi	Durum	3 Yıl Öncesi (2006)	2 Yıl Öncesi (2007)	1 Yıl Öncesi (2008)
Diskriminant	Başarısız	77.78	84.13	74.60
	Başarılı	82.54	82.54	88.89
	Toplam	80.16	83.33	81.75
Lojistik Regresyon	Başarısız	77.78	85.71	90.48
	Başarılı	82.54	88.89	95.24
	Toplam	80.16	87.30	92.86
CART	Başarısız	94.74	89.47	100.00
	Başarılı	73.68	84.21	84.21
	Toplam	84.21	86.84	92.11
C5.0	Başarısız	84.21	73.68	73.68
	Başarılı	68.42	84.21	100.00
	Toplam	76.32	78.95	86.84
Yapay Sinir Ağı	Başarısız	89.47	84.21	100.00
	Başarılı	73.68	84.21	84.21
	Toplam	81.58	84.21	92.11

SONUÇ

Çalışmamızda yapılan analizlerde elde edilen sonuçlara göre; başarılı-başarısızlık yılından 3 yıl öncesinde (2006 yılı için) en yüksekte düşüğe genel olarak sırasıyla (başarılı ve başarısız toplamı) CART (%84.21), Yapay Sinir Ağları (%81.58), Lojistik Regresyon Analizi (%80.16), Diskriminant Analizi (%80.16) ve C5.0 (%76.32) sınıflandırma doğruluğuna sahiptir. Başarı-başarısızlık yılından 2 yıl öncesinde (2007 yılı için) en yüksekte düşüğe genel olarak sırasıyla, Lojistik Regresyon Analizi (%87.30), CART (%86.84), Yapay Sinir Ağları (%84.21), Diskriminant Analizi (%83.33) ve C5.0 (%78.95) sınıflandırma doğruluğuna sahiptir. Başarı-başarısızlık yılından 1 yıl öncesinde (2008 yılı için) en yüksekte düşüğe genel sınıflandırma doğruluğu sırasıyla, Lojistik Regresyon Analizi (%92.86), CART (%92.11), Yapay Sinir Ağları (%92.11), C5.0 (%86.84) ve Diskriminant Analizi (%81.75) sınıflandırma doğruluğuna sahiptir.

Çalışmamızda 2007 ve 2008 yıllarında en yüksek sınıflandırma doğruluğuna Lojistik Regresyon Analizi modelinin sahip olduğu bulgulanmıştır. CART başarısızlıktan geriye gidildiğinde (3 yıl öncesi için) en yüksek sınıflandırma doğruluk oranına sahipken, başarısızlık yılına yaklaştıkça tahmin kabiliyeti artmakta ancak daha yüksek tahmin doğruluğuna sahip olan Lojistik Regresyon Analizi'nden sonra gelmektedir. Tip I hatasının (gerçekte başarısız iken başarılı olarak yanlış tahminleme hatası) Tip II hatasının (gerçekte başarılı iken başarısız olarak yanlış tahminleme hatası) 20 ila 38 katına mal olduğu gerçeğinden hareketle Tip I hatasının en düşük olduğu başarısız işletmeleri en yüksek sınıflandırma doğruluğu ile tahmin eden yöntemlerden en iyi üç yöntem incelendiğinde 2006 yılında CART (%94.74), Yapay Sinir Ağları (%89.47) ve C5.0 (%84.21); 2007 yılında CART (%89.47), Lojistik Regresyon Analizi (%85.71), Yapay Sinir Ağları (%84.21); 2008 yılında CART (%100), Yapay Sinir Ağları (%100), Lojistik Regresyon Analizi (%90.48) olarak bulunmuştur. Bu sonuçlar incelendiğinde CART karar ağacının tüm yıllarda başarısız işletmeleri başarılı işletmelerden daha yüksek sınıflandırma doğruluğu ile tahmin etmektedir. Başarılı-başarısızlık yılına yaklaşıldığında ise (bir yıl öncesi, 2008 yılı) CART'dan sonra

Lojistik Regresyon Analizi ve NN başarısız işletmeleri başarılı işletmelerden daha yüksek sınıflandırma doğruluğu ile tahmin etmektedir.

Yapay Sinir Ağları ve CART modelinin başarısız işletmeleri bir yıl öncesinden %100 sınıflandırma doğruluğu ile tahmin etmesi, ilgili yöntemlerin yaklaşan finansal başarısızlığın tahmin kabiliyeti açısından dikkate değerdir. Lojistik Regresyon Analizi, başarı/başarısızlıktan bir ve iki yıl öncesinde başarısızlığı en yüksek derecede doğru sınıflandırmıştır. Diskriminant Analizi'nin başarısız, başarılı ve genel sınıflandırma yönünden üç yıl içinde nispeten yüksek sınıflandırma doğruluğuna sahip olmaması dikkate değerdir.

Başarısızlıktan 3 yıl öncesi (2006 yılı) CART karar ağacında kök düğümü "X23, Aktif Kârlılık Oranı" oluşturmuş, ikinci önemli değişken olarak "X18, Maddi Duran Varlık Devir Hızı", üçüncü önemli değişken olarak "X7, Finansal Kaldıraç Oranı" bulunmuştur. Başarısızlıktan 2 yıl öncesi (2007 yılı) CART karar ağacında kök düğümü "X21, Net Kâr Marjı" oluşturmuş, ikinci önemli değişken olarak "X6, Kısa Vadeli Yabancı Kaynakların Toplam Varlıklara Oranı" bulunmuştur. Başarısızlıktan 1 yıl öncesi (2008 yılı) CART karar ağacında kök düğümü "X6, Kısa Vadeli Yabancı Kaynakların Toplam Varlıklara Oranı", oluşturmuş diğer önemli değişkenler "X28, Halka Açıklık Oranı" ve "X4, Stokların Toplam Varlıklara Oranı" olarak bulunmuştur.

Başarısızlıktan 3 yıl öncesi (2006 yılı) C5.0 algoritması karar ağacında kök düğümü "X21, Net Kâr Marjı" oluşturmuştur. Başarısızlıktan 2 yıl öncesi (2007 yılı) C5.0 algoritması karar ağacında kök düğümü "X24, Özsermaye Kârlılık Oranı" oluşturmuş ve ikinci önemli değişken olarak "X22, Ekonomik Kârlılık Oranı" bulunmuştur. Başarısızlıktan 1 yıl öncesi (2008 yılı) C5.0 algoritması karar ağacında kök düğümü "X21, Net Kâr Marjı" oluşturmuştur. Bu bilgiler doğrultusunda CART ve C5.0 analizlerinde oluşturulan karar ağaçlarına göre başarısızlıktan 1, 2 ve 3 yıl öncesi tahminlemede önemli değişkenler olarak; "Aktif Kârlılık Oranı, Maddi Duran Varlık Devir Hızı, Finansal Kaldıraç Oranı, Kısa Vadeli Yabancı Kaynakların Toplam Varlıklara Oranı, Halka Açıklık Oranı, Stokların Toplam Varlıklara Oranı, Net Kâr Marjı, Özsermaye Kârlılık Oranı" bulunmuştur.

Diskriminant ileri adımlı analiz ile belirlenen 8 bağımsız değişken kullanılarak gerçekleştirilen Yapay Sinir Ağları analiz sonuçları, 29 değişken ile oluşturulan ve yüksek tahmin doğrulukları elde eden CART ve Lojistik Regresyon Analiz sonuçlarına yakın sonuçlar elde etmiştir. Çalışmanın amaçlarından biri de değişken seçimi

gerçekleştirmenin etkisini incelemek olduğundan diskriminant ileri adımlı analiz ile her yıl için belirlenen değişkenlerin tamamı ile seçilen 8 değişken kullanılarak Yapay Sinir Ağları başarılı tahminleme yapmıştır. Çalışmanın diğer amacı finansal olmayan değişkenlerin modelin kurulmasında önemli değişkenler arasında olup olmadığını belirlemektir. Diskriminant ileri adımlı analiz ile belirlenen önemli değişkenler arasında; “X27, Dört Büyük Denetim Şirketi Tarafından Denetlenip Denetlenmediği” nitel bağımsız değişken bulunmuştur. Ayrıca 2008 yılı CART Karar ağacının oluşturulmasında kök düğümünden sonra ikinci önemli değişken olarak “X28, Halka Açıklık Oranı” nitel bağımsız değişkeni bulunmuştur. İlgili sonuçlara göre; “dört büyük denetim şirketi tarafından denetlenip denetlenmeme ve halka açıklık oranı” sınıflandırma ve tahmin için yapılan analizlerde finansal olmayan önemli değişkenler olarak belirlenmiştir.

1960’lardan beri, araştırmacılar işletme başarısızlık tahminine çok fazla ilgi göstermişlerdir. İflas tahmini ile ilgili yurt içinde ve yurt dışında çok sayıda çalışma borsaya kayıtlı büyük firmalara odaklanmıştır. Bunun en önemli nedeni borsaya kayıtlı işletmelerin bağımsız denetimden geçmiş finansal tablolarını belirli dönemlerde yayınlamak durumunda olmalarıdır. Bunların dışında BIST’e kayıtlı olmayan ya da KOBİ olarak nitelendirilecek işletmelerin finansal tablolarına ulaşmak, belge ve bilgi alabilmek neredeyse imkânsızdır. Veriye ulaşmada sıkıntı yaşandığından belirli örneklem sayısına ulaşılabilmesi kaygısıyla ve farklı sektör işletmelerinin finansal oranlarında farklılıklar bulunabileceğinden, sayısı belirli bir düzeyin üzerinde olan sektör işletmeleri örnekleme dâhil edilmektedir. Böyle bir durumda da örnekleme dâhil edilen işletme sayısı ülkemiz için 100-150 işletmeyi aşmamaktadır.

Bazı Avrupa ülkelerinde bilgisayar dosyalarındaki verilerin toplanması ve depolanması çok sistematik bir şekilde yürütülmektedir. Örneğin Belçika’da yıllık raporlarını Belçika Merkez Bankası veri tabanında yasal olarak doldurmak zorunda olan firmaların yıllık raporları CD-ROM’da saklanmaktadır. Bu verilerin zenginliği göz önüne alındığında, literatürde incelenen Pompee ve Bilderbeek (2005) çalışmalarında olduğu gibi 1369 iflâs eden firma bilgilerine ulaşarak, Alfaro vd. (2008) çalışmalarında 1180 İspanyol şirketinin finansal verisine ulaşarak, Gordini (2014) 3100 Kobi işletmesinin finansal verisine ulaşarak, Jardín (2012) 880 başarılı ve 880 iflâs etmiş işletme verisine ulaşarak, Jabeur ve Fahmi (2015) 400 başarılı ve 400 başarısız şirketten

oluşan 800 şirket örneğine ulaşarak analiz yapmışlardır. Özellikle veri madenciliği yöntemlerinin belirli örneklem sayısının üzerinde daha doğru sonuçlar verdiği gözönüne alınırsa örneklem büyüklüğünün önemi daha açık anlaşılabilir.

İşletme başarısızlık modellerinde geleneksel mantık, iki muhtemel doğruluk değeri üzerinedir. Aslında işletmelerin durumunun zamana dayalı olarak incelenmesi ve bazı işaretlerin alındığı durumlarda gerekli tedbirlerin alınması yönünden bakıldığında iki tür değer yeterli değildir. Doğru bir karar ve daha kapsamlı bir değerlendirme türü gereklidir. Bir durumun değerlendirilmesi her zaman kesinlikle doğru veya kesinlikle yanlış olarak nitelendirilemez. Doğru bir cevap için genellikle orta değerler gereklidir. Dolayısıyla, geleneksel mantık, işletme başarısızlığı alanında yeterince bilgi sunamamaktadır. Bu nedenle daha sonra bu alanda çalışacak araştırmacılar yeterli veri ile bulanık mantık yöntemlerini analizde kullanabilirler.

İşletmelerde finansal başarısızlığın erken uyarıları hem uygulayıcılar hem de akademisyenler için ilgi çekici bir konudur. İşletme başarısızlığını öngörmek için, literatürde kamuya açık verileri sınıflandırma teknikleriyle analiz eden birçok çalışma yapılmıştır. Bu çalışmalardan çok sayıda sonuç çıkarılmıştır. Bununla birlikte, sunulan bulguların güvenilirliği çok az veri kullanıldığı için sınırlıdır. Gelecekte yapılacak araştırmalarda, bu sorundan kaçınmak için daha büyük veri setleri elde edilerek analiz yapılması uygun olabilir. Muhasebe standartlarının ülkeler arasında farklılığından dolayı, bu çalışmanın sonuçlarının diğer ülkelere ait işletmelerde uygulama yönünden genellenebilirliği sınırlanabilir. Ancak yine de tez çalışmasında belirtilen tüm yöntemlerin diğer ülkelerde yapılacak çalışmalarda tahmin performansını iyileştirmesine yardımcı olup olamayacağı konusu yapılacak olan araştırmalarla netlik kazanabilecektir. Finansal başarısızlık tahmini gibi alanlarda daha uzun vadeyi içeren ve zaman serisi şeklinde zaman etkilerini de inceleyen bir çalışma literatüre önemli bilgiler katacaktır.

EKLER

EK 1. UYGULAMA'DA ÖRNEKLEME DÂHİL EDİLEN İŞLETMELER VE 2009 YILI İÇİN BAŞARILI/ BAŞARISIZ DURUMLARI

No	Borsa Kodu	İşletme Adı	Başarı Durumu*
1	ADEL	ADEL KALEMCİLİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
2	AFYON	AFYON ÇİMENTO SANAYİ T.A.Ş.	1
3	AKCNS	AKÇANSA ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
4	AKIPD	AKSU İPLİK DOKUMA VE BOYA APRE FABRİKALARI T.A.Ş.	0
5	AKSA	AKSA AKRİLİK KİMYA SANAYİİ A.Ş.	1
6	ATEKS	AKIN TEKSTİL A.Ş.	0
7	ALCAR	ALARKO CARRIER SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
8	ALKA	ALKİM KAĞIT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
9	ALKİM	ALKİM ALKALİ KİMYA A.Ş.	1
10	ALYAG	ALTINYAĞ KOMBİNALARI A.Ş.	0
11	ANACM	ANADOLU CAM SANAYİİ A.Ş.	1
12	AEFES	ANADOLU EFES BİRACILIK VE MALT SANAYİİ A.Ş.	1
13	ASUZU	ANADOLU ISUZU OTOMOTİV SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
14	ARCLK	ARÇELİK A.Ş.	1
15	ARSAN	ARSAN TEKSTİL TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	0
16	ASLAN	ASLAN ÇİMENTO A.Ş.	0
17	AYGAZ	AYGAZ A.Ş.	1
18	BAGFS	BAGFAŞ BANDIRMA GÜBRE FABRİKALARI A.Ş.	0
19	BAKAB	BAK AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
20	BANVT	BANVİT BANDIRMA VİTAMİNLİ YEM SANAYİİ A.Ş.	1
21	BRKO	BİRKO BİRLEŞİK KOYUNLULULAR MENSUCAT TİC. VE SAN. A.Ş.	0
22	BTCİM	BATIÇİM BATI ANADOLU ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.	1
23	BSOKE	BATISÖKE SÖKE ÇİMENTO SANAYİİ T.A.Ş.	1
24	BRMEN	BİRLİK MENSUCAT TİCARET VE SANAYİ İŞLETMESİ A.Ş.	0
25	BİSAS	BİSAŞ TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
26	BOLUC	BOLU ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.	1
27	BRSAN	BORUSAN MANNESMANN BORU SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
28	BFREN	BOSCH FREN SİSTEMLERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
29	BOSSA	BOSSA TİCARET VE SANAYİ İŞLETMELERİ T.A.Ş.	1
30	BRISA	BRİSA BRIDGESTONE SABANCI LASTİK SAN. VE TİC. A.Ş.	1
31	BURVA	BURÇELİK VANA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
32	BUCİM	BURSA ÇİMENTO FABRİKASI A.Ş.	1
33	BYSAN	BOYASAN TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
34	CCOLA	COCA-COLA İÇECEK A.Ş.	1
35	CELHA	ÇELİK HALAT VE TEL SANAYİİ A.Ş.	0

**EK 1 DEVAMI. UYGULAMA'DA ÖRNEKLEME DÂHİL EDİLEN
İŞLETMELER VE 2009 YILI İÇİN BAŞARILI/ BAŞARISIZ DURUMLARI**

No	Borsa Kodu	İşletme Adı	Başarı Durumu*
36	CEMTS	ÇEMTAŞ ÇELİK MAKİNA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
37	CMBTN	ÇİMBETON HAZIRBETON VE PREFAB. YAPI EL.SAN.VE TİC. A.Ş.	0
38	CMENT	ÇİMENTAŞ İZMİR ÇİMENTO FABRİKASI T.A.Ş.	0
39	CIMSA	ÇİMSA ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
40	DARDL	DARDANEL ÖNENTAŞ GIDA SANAYİ A.Ş.	0
41	DMSAS	DEMİSAŞ DÖKÜM EMAYE MAMÜLLERİ SANAYİİ A.Ş.	1
42	DENCM	DENİZLİ CAM SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	0
43	DESA	DESA DERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
44	DITAS	DİTAŞ DOĞAN YEDEK PARÇA İMALAT VE TEKNİK A.Ş.	0
45	DOBUR	DOĞAN BURDA DERGİ YAYINCILIK VE PAZARLAMA A.Ş.	1
46	DGZTE	DOĞAN GAZETECİLİK A.Ş.	0
47	DOGUB	DOĞUSAN BORU SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	0
48	DURDO	DURAN DOĞAN BASIM VE AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	0
49	DYOBY	DYO BOYA FABRİKALARI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
50	EGEEN	EGE ENDÜSTRİ VE TİCARET A.Ş.	0
51	EGGUB	EGE GÜBRE SANAYİİ A.Ş.	0
52	EGPRO	EGE PROFİL TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
53	EGSER	EGE SERAMİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
54	EPLAS	EGEPLAST EGE PLASTİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	0
55	EMKEL	EMEK ELEKTRİK ENDÜSTRİSİ A.Ş.	0
56	ERBOS	ERBOSAN ERCİYAS BORU SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	0
57	EREGL	EREĞLİ DEMİR VE ÇELİK FABRİKALARI T.A.Ş.	1
58	ERSU	ERSU MEYVE VE GIDA SANAYİ A.Ş.	0
59	ESEMS	ESEM SPOR GİYİM SANAYİ VE TİCARET A.S.	0
60	FENIS	FENİŞ ALÜMİNYUM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
61	FMIZP	FEDERAL-MOGUL İZMİT PİSTON VE PİM ÜRETİM TESİSLERİ A.Ş.	0
62	FRIGO	FRİGO-PAK GIDA MADDELERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
63	FROTO	FORD OTOMOTİV SANAYİ A.Ş.	1
64	GENTS	GENTAŞ GENEL METAL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
65	GEDIZ	GİMSAN GEDİZ İPLİK VE MENSUCAT SANAYİİ A.Ş.	0
66	GOODY	GOODYEAR LASTİKLERİ T.A.Ş.	1
67	GOLTS	GÖLTAŞ GÖLLER BÖLGESİ ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
68	GUBRF	GÜBRE FABRİKALARI T.A.Ş.	0
69	HURGZ	HÜRRİYET GAZETECİLİK VE MATBAACILIK A.Ş.	0
70	HZNDR	HAZNEDAR REFRAKTER SANAYİİ A.Ş.	0
71	HEKTS	HEKTAŞ TİCARET T.A.Ş.	1
72	IHEVA	İHLAS EV ALETLERİ İMALAT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
73	IZMDC	İZMİR DEMİR ÇELİK SANAYİ A.Ş.	0

**EK 1 DEVAMI. UYGULAMA'DA ÖRNEKLEME DÂHİL EDİLEN
İŞLETMELER VE 2009 YILI İÇİN BAŞARILI/ BAŞARISIZ DURUMLARI**

No	Borsa Kodu	İşletme Adı	Başarı Durumu*
74	IZOCM	İZOCAM TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
75	KAPLM	KAPLAMIN AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
76	KRDMA	KARDEMİR KARABÜK DEMİR ÇELİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
77	KARSN	KARSAN OTOMOTİV SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	0
78	KRTEK	KARSU TEKSTİL SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	1
79	KENT	KENT GIDA MADDELERİ SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	1
80	KERTV	KEREVİTAŞ GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
81	KLMSN	KLİMASAN KLİMA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
82	KNFRT	KONFRUT GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
83	KONYA	KONYA ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.	1
84	KORDS	KORDSA GLOBAL END. İPLİK VE KORD BEZİ SAN. VE TİC. A.Ş.	1
85	KUTPO	KÜTAHYA PORSELEN SANAYİ A.Ş.	1
86	LUKSK	LÜKS KADİFE TİCARET VE SANAYİİ A.Ş.	0
87	MAKTK	MAKİNA TAKIM ENDÜSTRİSİ A.Ş.	0
88	MRDIN	MARDİN ÇİMENTO SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	1
89	MRSHL	MARSHALL BOYA VE VERNİK SANAYİİ A.Ş.	1
90	MEMSA	MENSA SİNAI TİCARİ VE MALİ YATIRIMLAR A.Ş.	0
91	MERKO	MERKO GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
92	TIRE	MONDİ TİRE KUTSAN KAĞIT VE AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	0
93	NUHCM	NUH ÇİMENTO SANAYİ A.Ş.	1
94	OLMIP	OLMUKSAN INTERNATIONAL PAPER AMB. SAN. VE TİC. A.Ş.	1
95	OTKAR	OTOKAR OTOMOTİV VE SAVUNMA SANAYİ A.Ş.	1
96	PARSN	PARSAN MAKİNA PARÇALARI SANAYİİ A.Ş.	0
97	PENGD	PENGUEN GIDA SANAYİ A.Ş.	0
98	PETKM	PETKİM PETROKİMYA HOLDİNG A.Ş.	1
99	PETUN	PINAR ENTEGRE ET VE UN SANAYİİ A.Ş.	1
100	PINSU	PINAR SU SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
101	PNSUT	PINAR SÜT MAMULLERİ SANAYİİ A.Ş.	1
102	PIMAS	PİMAŞ PLASTİK İNŞAAT MALZEMELERİ A.Ş.	1
103	SARKY	SARKUYSAN ELEKTROLİTİK BAKIR SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
104	SASA	SASA POLYESTER SANAYİ A.Ş.	0
105	SERVE	SERVE KIRTASIYE SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
106	SIFAS	SİFAŞ SENTETİK İPLİK FABRİKALARI A.Ş.	0
107	SILVR	SİLVERLİNE ENDÜSTRİ VE TİCARET A.Ş.	0
108	SODA	SODA SANAYİİ A.Ş.	1
109	SKTAS	SÖKTAŞ TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
110	TATGD	TAT GIDA SANAYİ A.Ş.	1

**EK 1 DEVAMI. UYGULAMA'DA ÖRNEKLEME DÂHİL EDİLEN
İŞLETMELER VE 2009 YILI İÇİN BAŞARILI/ BAŞARISIZ DURUMLARI**

No	Borsa Kodu	İşletme Adı	Başarı Durumu*
111	TOASO	TOFAŞ TÜRK OTOMOBİL FABRİKASI A.Ş.	1
112	TRKCM	TRAKYA CAM SANAYİİ A.Ş.	1
113	TUKAS	TUKAŞ GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
114	TUMTK	TÜMTEKS TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
115	TRCAS	TURCAS PETROL A.Ş.	1
116	TUPRS	TÜPRAŞ-TÜRKİYE PETROL RAFİNERİLERİ A.Ş.	1
117	PRKAB	TÜRK PRYSMIAN KABLO VE SİSTEMLERİ A.Ş.	0
118	TTRAK	TÜRK TRAKTÖR VE ZİRAAT MAKİNELERİ A.Ş.	0
119	USAK	UŞAK SERAMİK SANAYİİ A.Ş.	1
120	UNYEC	ÜNYE ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
121	UZEL	UZEL MAKİNA SANAYİİ A.Ş.	0
122	VESBE	VESTEL BEYAZ EŞYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
123	VESTL	VESTEL ELEKTRONİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
124	VKING	VİKİNG KAĞIT VE SELÜLOZ A.Ş.	0
125	YATAS	YATAŞ YATAK VE YORGAN SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
126	YUNSA	YÜNİSA YÜNLÜ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0

Başarılı 1, Başarısız 0 olarak kodlanmıştır.

EK 2. ÇALIŞMADA KULLANILAN FİNANSAL ORANLARI LİTERATÜRDE ÇALIŞMALARINDA KULLANAN ARAŞTIRMACILAR

Bağımsız Değişkenler	Finansal Oranlar	Finansal Oran Hesaplaması	Yazar adı ve Yayın Yılı
X1	Cari Oran	Dönen Varlıklar/ Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar	Ko and Lin (2006), Jianguo Chen et al (2006), Torun (2007), Alfaro et al (2008), Ekinci vd. (2008), Li and Sun (2009), Çelik (2009), Akkaya vd. (2009), Doğrul (2009), Korol and Korodi (2010), Glezakos et al (2010), M.Y. Chen (2011), Li and Sun (2011), Terzi (2011), Elmas vd. (2011), Kılıç (2011), Jardin (2012), Galego et al (2012), Kılıç ve Seyrek (2012), Yakut (2012), Chuang (2013), Yakut ve Elmas (2013), Lin and Liang (2014), Geng et al (2015), Ural vd. (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015), Öcal et al (2015), Okay (2015), Kaygın vd. (2016)
X2	Asit-Test (Likidite) Oranı	(Dönen Varlık-Stoklar) / Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar	Ko and Lin (2006), Jianguo Chen et al (2006), Torun (2007), Ekinci vd. (2008), Akkaya vd. (2009), Doğrul (2009), Çelik (2009), Korol and Korodi (2010), Chen (2011), Kılıç (2011), Terzi (2011), Elmas vd. (2011), Galego et al (2012), Yakut (2012), Kılıç ve Seyrek (2012), Chuang (2013), Yakut ve Elmas (2013), Lin and Liang (2014), Geng et al (2015), Ural vd. (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015), Öcal et al (2015), Kaygın vd. (2016)
X3	Nakit Oran	(Hazır Değerler + Menkul Kıymetler) / Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar	Jianguo Chen et al (2006), Torun (2007), Akkaya vd. (2009), Çelik (2009), Doğrul (2009), Glezakos et al (2010), Divsalar et al (2011), M.Y. Chen (2011), Terzi (2011), Elmas vd. (2011), Jardin (2012), Yakut (2012), Galego et al (2012), Yakut ve Elmas (2013), Ural vd. (2015), Kaygın vd. (2016)
X4	Stokların Toplam Varlıklara Oranı	Stoklar / Aktif Toplamı	Torun (2007), Akkaya vd. (2009), Doğrul (2009), Chen (2011), Terzi (2011), Yakut (2012), Ural vd. (2015), Kaygın vd. (2016)
X5	Uzun Vadeli Yabancı Kaynakların Aktiflere Oranı	Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar/Aktif Toplamı	Torun (2007), Akkaya vd. (2009), Doğrul (2009), Çelik (2009), Elmas vd. (2011), Jardin (2012), Galego et al (2012), Yakut ve Elmas (2013), Ural vd. (2015), Kaygın vd. (2016)
X6	Kısa Vadeli Yabancı Kaynakların Toplam Varlıklara Oranı	Kısa Vadeli Yabancı Kaynak / Aktif Toplamı	Torun (2007), Akkaya vd. (2009), Korol and Korodi (2010), Elmas vd. (2011), Kılıç (2011), Jardin (2012), Yakut ve Elmas (2013), Geng et al (2015), Ural vd. (2015), Kaygın vd. (2016)

EK 2 DEVAMI. ÇALIŞMADA KULLANILAN MALİ ORANLARI LİTERATÜRDE ÇALIŞMALARINDA KULLANAN ARAŞTIRMACILAR

X7	Finansal Kaldıraç Oranı	(KVYK+UVYK) /Aktif Toplamı	Ko and Lin (2006), Jianguo Chen et al (2006), Torun (2007), Ekinci vd. (2008), Alfaro (2008), Li and Sun (2009), Doğrul (2009), Çelik (2009), Akkaya vd. (2009), Divsalar et al (2011), M.Y.Chen (2011), Kılıç (2011), Li and Sun (2011), Elmas vd. (2011), Jardin (2012), Galego et al (2012), Kılıç ve Seyrek (2012), Yakut (2012), Chuang (2013), Yakut ve Elmas (2013), Lin and Liang (2014), Geng et al (2015), Ural vd. (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015), Öcal et al (2015), Okay (2015), Kaygın vd. (2016)
X8	Kısa Vadeli Yabancı Kaynakların ÖzSermayeye Oranı	Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar / Özsermaye	Doğrul (2009), Li and Sun (2011), Elmas vd. (2011), Galego et al (2012), Yakut ve Elmas (2013), Kaygın vd. (2016)
X9	Duran Varlıkların Özsermayeye Oranı	Duran Varlıklar / Özsermaye	Jianguo Chen et al (2006), Torun (2007), Akkaya vd. (2009), Doğrul (2009), Li and Sun (2011), Elmas vd. (2011), Yakut ve Elmas (2013), Ural vd. (2015), Kaygın vd. (2016)
X10	Dönen Varlıkların Aktif Toplama Oranı	Dönen Varlıklar /Aktif Toplam	Torun (2007), Alfaro et al (2008), Ekinci vd. (2008), Akkaya vd. (2009), Li and Sun (2009), Doğrul (2009), Divsalar et al (2011), M.Y.Chen (2011), Li and Sun (2011), Jardin (2012), Yakut (2012), Galego et al (2012), Lin and Liang (2014), Geng et al (2015), Kaygın vd. (2016)
X11	Toplam Borçların Özsermayeye Oranı	(KVYK+UVYK)/Özsermaye	Ko and Lin (2006), Jianguo Chen et al (2006), Ekinci vd. (2008), Li and Sun (2009), Çelik (2009), Doğrul (2009), Li and Sun (2011), M.Y. Chen (2011), Elmas vd. (2011), Yakut (2012), Chuang (2013), Yakut ve Elmas (2013), Öcal ve Kadioğlu (2015), Öcal et al (2015), Kaygın vd. (2016)
X12	Stok Devir Hızı	Satışların Maliyeti/ Ortalama Stoklar	Ko and Lin (2006), Jianguo Chen et al (2006), Torun (2007), Li and Sun (2009), Çelik (2009), Akkaya vd. (2009), Li and Sun (2011), Terzi (2011), Elmas vd. (2011), Jardin (2012), Yakut (2012), Kılıç ve Seyrek (2012), Chuang (2013), Yakut ve Elmas (2013), Ural vd. (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015), Öcal et al (2015), Kaygın vd. (2016)
X13	Alacak Devir Hızı	Net Satışlar / (Kısa Vadeli Ticari Alacaklar+Uzun Vadeli Ticari Alacaklar)	Ko and Lin (2006), Jianguo Chen et al (2006), Torun (2007), Li and Sun (2009), Çelik (2009), Akkaya vd. (2009), Li and Sun (2011), Terzi (2011), Elmas vd. (2011), Jardin (2012), Kılıç ve Seyrek (2012), Yakut (2012), Chuang (2013), Yakut ve Elmas (2013), Lin and Liang (2014), Ural vd. (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015), Kaygın vd. (2016)

EK 2 DEVAMI. ÇALIŞMADA KULLANILAN MALİ ORANLARI LİTERATÜRDE ÇALIŞMALARINDA KULLANAN ARAŞTIRMACILAR

X14	Aktif Devir Hızı	Net Satışlar / Aktif Toplam	Ko and Lin (2006), Jianguo Chen et al (2006), Torun (2007), Alfaro et al (2008), Ekinci vd. (2008), Li and Sun (2009), Doğrul (2009), Akkaya vd. (2009), Çelik (2009), Korol and Korodi (2010), M.Y.Chen (2011), Li and Sun (2011), Elmas vd. (2011), Kılıç (2011), Galego et al (2012), Yakut (2012), Kılıç ve Seyrek (2012), Chuang (2013), Yakut ve Elmas (2013), Lin and Liang (2014), Geng et al (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015), Öcal et al (2015), Kaygın vd. (2016)
X15	Özsermaye Devir Hızı	Net Satışlar/Öz sermaye	Ko and Lin (2006), Torun (2007), Akkaya vd. (2009), Doğrul (2009), Çelik (2009), Divsalar et al (2011), Chen (2011), Terzi (2011), Elmas vd. (2011), Yakut (2012), Chuang (2013), Yakut ve Elmas (2013), Kaygın vd. (2016)
X16	Hazır Değerler Devir Hızı	Net Satışlar / (Hazır Değerler + Menkul Kıymetler)	Torun (2007), M.Y.Chen (2011), Li and Sun (2011)
X17	Dönen Varlık Devir Hızı	Net Satışlar / Dönen Varlıklar	Torun (2007), Alfaro et al (2008), Li and Sun (2009), Doğrul (2009), Akkaya vd. (2009), Divsalar et al (2011), M.Y.Chen (2011), Elmas vd. (2011), Li and Sun (2011), Jardin (2012), Galego et al (2012), Yakut ve Elmas (2013), Lin and Liang (2014), Geng et al (2015),
X18	Maddi Duran Varlık Devir Hızı	Net Satışlar / Maddi Duran Varlıklar	Ko and Lin (2006), Jianguo Chen et al (2006), Li and Sun (2009), Doğrul (2009), Divsalar et al (2011), M.Y. Chen (2011), Elmas vd. (2011), Li and Sun (2011), Chuang (2013), Yakut ve Elmas (2013), Lin and Liang (2014), Ural vd. (2015)
X19	Brüt Kâr Marjı	Brüt Satış Kârı veya Zararı/Net Satışlar	Torun (2007), Li and Sun (2009), Doğrul (2009), Çelik (2009), Akkaya vd. (2009), Elmas vd. (2011), Yakut (2012), Yakut ve Elmas (2013), Lin and Liang (2014), Ural vd. (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015), Öcal et al (2015), Kaygın vd. (2016)
X20	Faaliyet Kâr Marjı	FVÖK/Net Satışlar	Torun (2007), Çelik (2009), Doğrul (2009), Li and Sun (2011), Divsalar et al (2011), M.Y.Chen (2011), Kılıç (2011), Elmas vd. (2011), Chuang (2013), Yakut ve Elmas (2013), Lin and Liang (2014), Ural vd. (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015), Öcal et al (2015), Kaygın vd. (2016)

EK 2 DEVAMI. ÇALIŞMADA KULLANILAN MALİ ORANLARI LİTERATÜRDE ÇALIŞMALARINDA KULLANAN ARAŞTIRMACILAR

X21	Net Kâr Marjı	Net Kâr/Net Satışlar	Torun (2007), Çelik (2009), Doğrul (2009), Li and Sun (2009), Akkaya vd. (2009), Glezakos et al (2010), Divsalar et al (2011), Li and Sun (2011), Kılıç (2011), Elmas vd. (2011), Kılıç ve Seyrek (2012), Chuang (2013), Yakut ve Elmas (2013), Lin and Liang (2014), Geng et al (2015), Ural vd. (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015), Öcal et al (2015), Kaygın vd. (2016)
X22	Ekonomik Karlılık Oranı (ROA)	FVÖK/Toplam Aktifler	Jianguo Chen et al (2006), Torun (2007), Alfaro et al (2008), Li and Sun (2009), Çelik (2009), M.Y.Chen (2011), Li and Sun (2011), Divsalar et al (2011), Terzi (2011), Jardin (2012), Galego et al (2012), Kılıç ve Seyrek (2012), Lin and Liang (2014), Öcal ve Kadioğlu (2015), Kaygın vd. (2016)
X23	Aktif Kârlılık Oranı	Net Kâr /Toplam Aktifler	Ko and Lin (2006), Torun (2007), Ekinci vd. (2008), Li and Sun (2009), Çelik (2009), Korol and Korodi (2010), Glezakos et al (2010), Divsalar et al (2011), Li and Sun (2011), Galego et al (2012), Yakut (2012), Chuang (2013), Lin and Liang (2014), Geng et al (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015), Okay (2015), Kaygın vd. (2016)
X24	Öz sermaye Kârlılığı (ROE)	Net Kâr/Öz sermaye	Ko and Lin (2006), Torun (2007), Ekinci vd. (2008), Li and Sun (2009), Çelik (2009), Akkaya vd. (2009), Doğrul (2009), Glezakos et al (2010), M.Y. Chen (2011), Li and Sun (2011), Galego et al (2012), Yakut (2012), Chuang (2013), Chuang (2013), Yakut ve Elmas (2013), Lin and Liang (2014), Ural vd. (2015), Okay (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015), Kaygın vd. (2016)
X25	Finansman Giderlerini Karşılama Oranı	Faiz ve Vergi Öncesi Kar / Finansman Giderleri	Ko and Lin (2006), Torun (2007), Li and Sun (2009), Çelik (2009), Doğrul (2009), Divsalar et al (2011), Li and Sun (2011), Kılıç (2011), Kılıç ve Seyrek (2012), Yakut (2012), Öcal ve Kadioğlu (2015), Öcal et al (2015)
X26	Firma faaliyet Süresi		M.Y.Chen (2011)
X27	Dört Büyük Denetim Şirketi Tarafından Denetlenip Denetlenmediği (denetlenmiyorsa 0, denetleniyorsa 1) Pricewaterhousecoopers- Deloitte Touche Tohmatsu- KPMG- Ernst and Young		Tez izleme komitesi üyelerinin önerisiyle araştırmacı tarafından eklenmiştir.
X28	Halka Açıklık Oranı %		Tez izleme komitesi üyelerinin önerisiyle araştırmacı tarafından eklenmiştir.
X29	Sermayede Doğrudan %5 veya Daha Fazla Paya veya Oy Hakkına Sahip Gerçek ve Tüzel Kişiler- Halka Açık Olmayan Paylarda Yabancı Sermaye Payı %		Tez izleme komitesi üyelerinin önerisiyle araştırmacı tarafından eklenmiştir.

EK 3. ÇALIŞMADA KULLANILAN FİNANSAL BAŞARISIZLIK KRİTERLERİ VE ÇALIŞMALARINDA BU KRİTERLERİ KULLANAN YAZARLAR

No	Finansal Başarısızlık Kriterleri	Finansal Başarısızlık Kriterlerini Kullanan Yazarlar
1	Öz kaynakların negatif değerde olması	Aktaş,Doğanay, Yıldız (2004), Okay (2015), Öcal, Ercan Kadioğlu (2015), Ural, Gürarda ve Önemli (2015), Vatansever ve Aydın (2014)
2	Özsermayenin en az 2/3'ünün azalması	Aktaş,Doğanay, Yıldız (2004), Okay (2015), Çelik (2009), Öcal, Ercan Kadioğlu (2015), Vatansever ve Aydın (2014)
3	Toplam aktiflerin %10 ve daha fazla oranda azalması	Aktaş,Doğanay, Yıldız (2004), Yakut (2012), Kılıç (2011), Çelik (2009), Öcal, Ercan Kadioğlu (2015), Vatansever ve Aydın (2014)
4	Son iki veya daha fazla yılda şirketin üst üste zarar etmesi	Torun (2007), Yakut (2012), Kılıç (2011), Geng et al. (2015), Sun et al. (2014), Li and Sun (2013), Li et al. (2010), Elmas, Yakut Alkan (2011), Yakut ve Elmas (2013)
5	BİST'te işlem sırasının kalıcı olarak kapatılması	Doğrul (2009), Torun (2007), Yakut (2012), Akkaya, Demireli ve Yakut (2009), Elmas, Yakut Alkan (2011), Öcal, Ercan Kadioğlu (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015), Ural, Gürarda ve Önemli (2015), Vatansever ve Aydın (2014), Yakut ve Elmas (2013)
6	Finansal Kurumlar, alacaklı şirketler ve Varlık yönetim firması ile borçların yeniden yapılandırılması	Divsalar et al. (2011), Jardin and Severin (2011), Jardin (2012), Vuran (2009)
7	Haciz ve ihtiyati tedbir kararı	Öcal, Ercan Kadioğlu (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015)
8	Tahvillerin temerrüdü ve yapılandırılması	Aktaş,Doğanay, Yıldız (2004), Sun et al. (2014), Vuran (2009), Jabeur and Fahmi (2015), Vatansever ve Aydın (2014)

EK 3 DEVAMI. ÇALIŞMADA KULLANILAN FİNANSAL BAŞARISIZLIK KRİTERLERİ VE ÇALIŞMALARINDA BU KRİTERLERİ KULLANAN YAZARLAR

9	Dönem zararından dolayı kâr payı dağıtılmaması	Sun et al. (2014)
10	Gözaltı pazarından çıkma talebi reddi	Doğrul (2009), Kılıç (2011), Öcal, Ercan Kadioğlu (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015), Ural, Gürarda ve Önemli (2015)
11	Finansal tabloların bağımsız denetiminde denetçinin olumsuz görüş bildirmesi veya görüş bildirmekten kaçınması	Yip (2006), Keasey and Watson (1987)
12	Geçmiş yıl zararlarına mahsuben sermaye azaltımı	
13	Toplu işçi çıkarılması	
14	Kamu haczi	
15	Alacaklı bankalarla görüşme	
16	İflas davası açılması, İflas erteleme reddi	Aktaş,Doğanay, Yıldız (2004), Doğrul (2009), Torun (2007), Yakut (2012), Okay (2015), Kılıç (2011), Geng et al. (2015), Divsalar et al. (2011), Jardin (2012), Sun et al. (2014), Vuran (2009), Jabeur and Fahmi (2015), Tang and Chi (2005), Chen (2011), Tsai, Hsu and Yen (2014), Jones (2016), Mselmi, Lahiani and Hamza (2017), Agarwal and Taffler (2008), Cultrera and Brédart (2016), Tinoco and Wilson (2013), Akkaya, Demireli ve Yakut (2009), Elmas, Yakut Alkan (2011), Öcal, Ercan Kadioğlu (2015), Ural, Gürarda ve Önemli (2015), Vatansever ve Aydın (2014), Yakut ve Elmas (2013)
17	MDV Satışı (Makine, teçhizat , fabrika binası, arsa satışı) veya Finansal Kiralama Şirketine MDV satışı ve yeniden kiralanması	Geng et al. (2015), Divsalar et al. (2011), Jardin and Severin (2011), Jardin (2012), Sun et al. (2014), Vuran (2009), Tang and Chi (2005), Jones (2016)
18	Faaliyetlerin tamamen durdurulması	Aktaş,Doğanay, Yıldız (2004), Torun (2007), Yakut (2012), Akkaya, Demireli ve Yakut (2009), Elmas, Yakut Alkan (2011), Ural, Gürarda ve Önemli (2015), Vatansever ve Aydın (2014), Yakut ve Elmas (2013)

EK 4.1. YAPAY SİNİR AĞI AĞIRLIKLARI (2006 YILI)

Girdi Katmanı	Gizli Katman						Çıktı Katmanı	
Bağımsız Değişken	Düğüm 1 (Sigmoid)	Düğüm 2 (Sigmoid)	Düğüm 3 (Sigmoid)	Düğüm 4 (Sigmoid)	Düğüm 5 (Sigmoid)	Düğüm 6 (Sigmoid)	Sınıf '1' (Sigmoid)	Sınıf '0' (Sigmoid)
X4	X4: -2.341	X4: -2.174	X4: -0.578	X4: -1.396	X4: 2.295	X4: 2.788	Düğüm 1: -1.610	Düğüm 1: 1.590
X6	X6: 1.383	X6: 1.181	X6: 2.082	X6: 0.844	X6: 1.726	X6: 1.620	Düğüm 2: -1.468	Düğüm 2: 1.504
X13	X13: -0.393	X13: -0.471	X13: 0.115	X13: -0.243	X13: 0.619	X13: 1.731	Düğüm 3: -2.029	Düğüm 3: 2.021
X20	X20: -0.632	X20: -0.345	X20: -3.203	X20: -0.003	X20: -5.975	X20: -8.895	Düğüm 4: -1.159	Düğüm 4: 1.141
X21	X21: -2.579	X21: -2.445	X21: -2.503	X21: -1.822	X21: -2.319	X21: -2.900	Düğüm 5: -2.438	Düğüm 5: 2.438
X22	X22: -1.952	X22: -1.705	X22: -3.282	X22: -1.055	X22: -4.062	X22: -5.565	Düğüm 6: -3.753	Düğüm 6: 3.761
X24	X24: -0.940	X24: -1.100	X24: -0.105	X24: -1.044	X24: 0.693	X24: 1.050	Threshold: 1.569	Threshold: -1.569
X27	X27: 0.090	X27: 0.237	X27: -0.678	X27: 0.466	X27: -1.090	X27: -0.576		
	Bias: 0.667	Bias: 0.479	Bias: 2.232	Bias: -0.091	Bias: 3.516	Bias: 4.766		

EK 4.2. YAPAY SİNİR AĞI AĞIRLIKLARI (2007 YILI)

Girdi Katmanı	Gizli Katman						Çıktı Katmanı	
Bağımsız Değişken	Düğüm 1 (Sigmoid)	Düğüm 2 (Sigmoid)	Düğüm 3 (Sigmoid)	Düğüm 4 (Sigmoid)	Düğüm 5 (Sigmoid)	Düğüm 6 (Sigmoid)	Sınıf '1' (Sigmoid)	Sınıf '0' (Sigmoid)
X4	X4: -4.080	X4: 0.360	X4: 1.660	X4: 4.518	X4: -3.884	X4: -0.665	Düğüm 1: -3.428	Düğüm 1: 3.437
X6	X6: 0.061	X6: -0.274	X6: -3.081	X6: 4.391	X6: -8.156	X6: 0.463	Düğüm 2: 0.940	Düğüm 2: -0.904
X13	X13: 2.520	X13: 0.457	X13: -0.608	X13: 1.495	X13: 0.236	X13: 0.862	Düğüm 3: 0.808	Düğüm 3: -0.821
X20	X20: 0.457	X20: 1.199	X20: 0.277	X20: -0.735	X20: 1.707	X20: 0.312	Düğüm 4: -3.925	Düğüm 4: 3.927
X21	X21: 0.490	X21: 1.112	X21: 0.095	X21: -0.732	X21: 1.092	X21: 0.387	Düğüm 5: 3.061	Düğüm 5: -3.055
X22	X22: -5.203	X22: 1.098	X22: 3.029	X22: -3.261	X22: 11.523	X22: -1.002	Düğüm 6: -0.546	Düğüm 6: 0.486
X24	X24: -3.384	X24: 0.507	X24: 1.164	X24: -5.686	X24: 3.692	X24: -0.715	Threshold: -1.205	Threshold: 1.216
X27	X27: 1.580	X27: 0.514	X27: -0.478	X27: 0.777	X27: 2.470	X27: 0.885		
	Bias: -2.280	Bias: -0.773	Bias: -0.035	Bias: 0.582	Bias: -1.495	Bias: -0.788		

EK 4.3. YAPAY SİNİR AĞI AĞIRLIKLARI (2008 YILI)

Girdi Katmanı	Gizli Katman						Çıktı Katmanı	
Bağımsız Değişken	Düğüm 1 (Sigmoid)	Düğüm 2 (Sigmoid)	Düğüm 3 (Sigmoid)	Düğüm 4 (Sigmoid)	Düğüm 5 (Sigmoid)	Düğüm 6 (Sigmoid)	Sınıf '1' (Sigmoid)	Sınıf '0' (Sigmoid)
X4	X4: 4.873	X4: -0.786	X4: -2.105	X4: 2.235	X4: -0.668	X4: 0.035	Düğüm 1: -3.147	Düğüm 1: 3.141
X6	X6: 3.581	X6: 6.297	X6: -2.313	X6: 3.558	X6: 3.739	X6: 1.143	Düğüm 2: -4.611	Düğüm 2: 4.665
X13	X13: -2.038	X13: -0.631	X13: 0.137	X13: 1.149	X13: 0.000	X13: 0.551	Düğüm 3: -4.138	Düğüm 3: 4.136
X20	X20: -0.211	X20: 0.087	X20: -1.196	X20: -1.490	X20: 0.129	X20: -0.188	Düğüm 4: -3.711	Düğüm 4: 3.720
X21	X21: -2.721	X21: -0.538	X21: -9.941	X21: -4.633	X21: -0.761	X21: -0.733	Düğüm 5: -2.601	Düğüm 5: 2.535
X22	X22: 3.140	X22: 8.514	X22: -9.569	X22: -4.040	X22: 4.714	X22: 1.069	Düğüm 6: -0.753	Düğüm 6: 0.717
X24	X24: -0.944	X24: 1.604	X24: -4.674	X24: -2.658	X24: 0.587	X24: -0.323	Threshold: 3.402	Threshold: -3.398
X27	X27: 1.588	X27: 0.163	X27: 0.628	X27: -2.937	X27: -0.246	X27: -0.269		
	Bias: 1.327	Bias: 0.473	Bias: -0.800	Bias: 1.967	Bias: 0.310	Bias: -0.671		

KAYNAKLAR

- Adak, M. Fatih ve Nilüfer Yurtay, “Gini Algoritmasını Kullanarak Karar Ağacı Oluşturmayı Sağlayan Bir Yazılımın Geliştirilmesi”, *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, Cilt 6, Sayı 3, Eylül 2013, s. 1-5.
- Agarwal, V., and R. Taffler, “Comparing The Performance of Market-Based and Accounting-Based Bankruptcy Prediction Models”, *Journal of Banking and Finance*, Issue 32, 2008, p. 1541–1551.
- Akgüç, Öztin, *Finansal Yönetim*, Avcıol Yayınları, İstanbul 1997.
- Akkaya, Göktuğ Cenk, Erhan Demireli, Ümit Hüseyin Yakut, “İşletmelerde Finansal Başarısızlık Tahminlemesi: Yapay Sinir Ağları Modeli ile İMKB Üzerine Bir Uygulama”, *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, Cilt 10, Sayı 2, 2009, s. 187-216.
- Akpınar, Haldun, *Data Veri Madenciliği Veri Analizi*, Papatya Yayınları, İstanbul 2014.
- Aksoy, Barış, *Şirket Birleşmelerinde Birleşme Öncesi ve Sonrası Performans İlişkisi*, Gaziosmanpaşa Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Tokat 2014 (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi)
- Aktaş, Ramazan, M. Mete Doğanay ve Birol Yıldız, “Mali Başarısızlığın Öngörülmesi: İstatistiksel Yöntemler ve Yapay Sinir Ağı Karşılaştırması”, *Ankara Üniversitesi SBF Dergisi*, Cilt 58, Sayı 4, 2003, s. 1-24.
- Alfaro, Esteban, Noelia García, Matías Gámez and David Elizondo, “Bankruptcy Forecasting: An Empirical Comparison of Adaboost and Neural Networks”, *Decision Support Systems*, Issue 45, 2008, p. 110-122.
- Altaş, Dilek ve Selay Giray, “Mali Başarısızlığın Çok Değişkenli İstatistiksel Yöntemlerle Belirlenmesi: Tekstil Sektörü Örneği”, *Sosyal Bilimler Dergisi*, Cilt 2, 2005, s. 13-28.
- Altman, E. I., T. Kant and T. Rattanaruengyot, “Bankruptcy Performance: Avoiding”, *Journal of Applied Corporate Finance*, 2009, p. 50-65.
- Azayite, Fatima Zahra and Said Achchab, “Hybrid Discriminant Neural Networks For Bankruptcy Prediction and Risk Scoring” *Procedia Computer Science*, Vol. 83, 2016, p. 670-674.
- Baixaui, J. Samuel and Antonina Mo'dica-Milo, “The Bias of Unhealthy Smes In Bankruptcy Prediction Models” *Journal of Small Business and Enterprise Development*, Vol. 17, Issue 1, 2010, p. 60-77.

- Beaver, William H., "Market Prices, Financial Ratios, and the Prediction of Failure" *Journal of Accounting Research*, Vol. 6, Issue 2, 1968, p. 179-192.
- Bee, Thai Siew and Mehdi Abdollahi, "Corporate Failure Prediction: Malaysia's Emerging Market", *The International Journal of Finance*, Vol. 25, Issue 4, 2013, p. 7985-8008.
- Bilgili, Fatih ve Ertan Demirkapı, *Şirketler Hukuku Dersleri*, Dora Yayınları, Bursa 2013.
- Bilir, Hakan, "Finansal Sıkıntının Tanımı ve Piyasa Odaklı Çözümleri: Borç Yapılandırma, Varlık Satışı ve Yeni Sermaye Enjeksiyonu", *Sosyoekonomi*, Cilt 1, 2015, p. 9-24.
- Bod'a, Martin and Vladimír Úradníček, "The Portability Of Altman's Z-Score Model To Predicting Corporate Financial Distress Of Slovak Companies", *Technological and Economic Development of Economy*, 2016, Vol. 22, Issue 4, p. 532-553.
- Boztosun, Derviş ve Semra Aksoylu, "İflâs Erteleme Sürecindeki İşletmelerde Finansal Kiralamaya Konu Varlıkların Yönetimi", *Niğde Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, Cilt 9, Issue 1, 2016, p. 15-24.
- Brealey, Richard and S. C. Myers, Çev. A. J. Bozkurt, T. Arıkan, & Hatice Doğukanlı, *İşletme Finansının Temelleri*, MC Graw Hill ve Literatür Yayınları. İstanbul 2007.
- Cengiz, Dicle Taşpınar, Münevver Turanlı, Seda Bağdatlı Kalkan ve İnanç Köse, "Türkiyedeki İşletmelerin Finansal Başarısızlığının Faktör Analizi ve Diskriminant Analizi ile İncelenmesi", *Ekonometri ve İstatistik*, Sayı 23, 2015, s. 62-79.
- Ceylan, Ali ve Turhan Korkmaz, *İşletmelerde Finansal Yönetim*, Ekin Yayınları, Bursa 2010
- Chen, Jianguo, Ben R. Marshall, Jenny Zhang, Siva Ganesh, "Financial Distress Prediction in China" *Review of Pacific Basin Financial Markets and Policies*, Vol. 9, Issue 2, 2006, p. 317-336.
- Chen, Mu-Yen, "Bankruptcy Prediction In Firms with Statistical and Intelligent Techniques and A Comparison of Evolutionary Computation Approaches", *Computers and Mathematics with Applications*, Vol. 62, 2011, p. 4514-4524.

- Chen, Mu-Yen, “Predicting Corporate Financial Distress Based on Integration of Decision Tree Classification and Logistic Regression” *Expert Systems with Applications*, Vol. 38, 2011, p. 11261-11272.
- Cheng, Ching-Hsue and Chia-Pang Chan, “An Attribute Selection Based Classifier to Predict Financial Distress” *2016 12th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*, Yunlin, 2016, p. 1119-1124.
- Chuang, Chun-Ling, “Application of Hybrid Case-Based Reasoning for Enhanced Performance in Bankruptcy Prediction”, *Information Sciences*, Vol. 236, 2013, p. 174-185.
- Çalış, Aslı, Sema Kayapınar ve Tahsin Çetinyokuş, “Veri Madenciliğinde Karar Ağacı Algoritmaları ile Bilgisayar ve İnternet Güvenliği Üzerine Bir Uygulama”, *Endüstri Mühendisliği Dergisi*, Cilt 25, Sayı 3-4, 2011, s. 2-19.
- Çelik, Melike Kurtaran, “Bankaların Finansal Başarısızlıklarının Geleneksel ve Yeni Yöntemlerle Öngörüsü”, *Yönetim ve Ekonomi*, 2010, s. 129-143.
- Çelik, Ufuk, Eyüp Akçetin ve Murat Gök, *Rapidminer ile Veri Madenciliği*, Pusula Yayınları, İstanbul 2017
- Çokluk, Ömay, Güçlü Şekercioğlu ve Şener Büyükoztürk, *Sosyal Bilimler İçin Çok Değişkenli İstatistik SPSS ve LISREL Uygulamaları*, Pegem Akademi Yayını, Ankara 2016
- Delen, Dursun, Cemil Kuzey ve Ali Uyar, “Measuring Firm Performance Using Financial Ratios: A Decision Tree Approach”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 40, 2013, p. 3970-3983.
- Dener, Murat, Murat Dörterler ve Abdullah Orman, “Açık Kaynak Kodlu Veri Madenciliği Programları: Weka’da Örnek Uygulama” *Conference: XI. Akademik Bilişim Konferansı*, Şanlıurfa 2009, s. 1-11.
- Dimitras, A. I., R. Slowinski, R.Susmaga, R. And C. Zopounidis, “Business Failure Prediction Using Rough Sets”, *European Journal of Operational Research*, C. 114, 1999, p. 263-280.
- Divsalar, Mehdi, Ali Khatami Firouzabadi, Meisam Sadeghi, Amir Hossein Behrooz and Amir Hossein Alavi, “Towards The Prediction of Business Failure via Computational Intelligence Techniques”, *Expert Systems*, Vol. 28, Issue 3, 2011, p. 209-226.

- Doğrul, Ümit, *Finansal Başarısızlık ve Finansal Başarısızlığın Tahmini: Hisse Senetleri İstanbul Menkul Kıymetler Borsasında İşlem Gören Sınai İşletmeleri Üzerinde Bir Uygulama*, Mersin Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Mersin 2009 (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi).
- Edmister, Robert O., “An Empirical Test of Financial Ratio Analysis For Small Business Failure Prediction”, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 1972, p. 1477-1493.
- Ekinci, Yeliz, Gül T. Temur, Dilay Çelebi ve Demet Bayraktar, “Ekonomik Kriz Döneminde Firma Başarısı Tahmini: Yapay Sinir Ağları Tabanlı Bir Yaklaşım”, *Endüstri Mühendisliği Dergisi*, 2008, Cilt 21, Sayı 1, s. 17-29.
- Elmas, Bekir, Emre Yakut ve Ömer Alkan, “İşletmelerin Mali Başarısızlığının Yapay Sinir Ağları ve Lojistik Regresyon Modeli ile Tahmin Edilmesi”, *Finans Politik ve Ekonomik Yorumlar*, Cilt 48, Sayı 560, 2011, s. 45-55.
- Etemadi, Hossein, Ali Asghar Anvary Rostamy and Hassan Farajzadeh Dehkordi, “A Genetic Programming Model For Bankruptcy Prediction: Empirical Evidence From Iran”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, 2009, p. 3199-3207.
- Garcia-Gallego, Ana, Maria-Jesus Mures-Quintana, “Business Failure Prediction Models: Finding The Connection Between Their Results and The Sampling Method”, *Preparation of Electronic Manuscripts for Publication*, 2012, p. 157-168.
- Geng, Ruibin, Indranil Bose and Xi Chen, “Prediction of Financial Distress: An Empirical Study of Listed Chinese Companies Using Data Mining”, *European Journal of Operational Research*, Vol. 241, 2015, p. 236-247.
- Gepp, Adrian and Kuldeep Kumar, “Predicting Financial Distress: A Comparison of Survival Analysis and Decision Tree Techniques”, *Procedia Computer Science*, Vol. 54, 2015, p. 396-404.
- Gepp, Adrian, Kuldeep Kumar and Sukanto Bhattacharya, “Business Failure Prediction Using Decision Tree”, *Journal of Forecasting*, Vol. 29, 2010, p. 536-555.
- Glezakos, Michalis, John Mylonakis and Katerina Oikonomou, “An Empirical Research on Early Bankruptcy Forecasting Models: Does Logit Analysis Enhance Business Failure Predictability?” *European Journal of Finance and Banking Research*, Vol. 3, Issue 3, 2010, p. 1-15.

- Gordini, Niccolò, “A Genetic Algorithm Approach for Smes Bankruptcy Prediction: Empirical Evidence From Italy”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 41, 2014, p. 6433-6445.
- Iwan, Mohamad, “Bankruptcy Prediction Model with Zeta Optimal Cut-Off Score To Correct Type I Errors”, *Gadjah Mada International Journal of Business*, Vol. 7, Issue 1, 2005, p. 41-68.
- Jabeur, Sami Ben, “Bankruptcy Prediction Using Partial Least Squares Logistic Regression”, *Journal of Retailing and Consumer Services*, Vol. 36, 2017, p. 197-202.
- Jabeur, Sami Ben and Y. Fahmi, “Forecasting Financial Distress For French Firms: A Comparative Study” *Springer*, 2015, p. 4-14.
- Jackson, Richard H.G. and Anthony Wood, “The Performance of Insolvency Prediction and Credit Risk Models In The UK: A Comparative Study”, *The British Accounting Review*, Vol. 45, 2013, 183-202.
- Jardin, Philippe du, “Bankruptcy Prediction Models: How To Choose The Most Relevant Variables”, *Bankers, Markets and Investors*, Issue 98, 2009, p. 39-46.
- Jardin, Philippe du, “Predicting Bankruptcy Using Neural Networks and Other Classification Methods: The Influence of Variable Selection Techniques on Model Accuracy”, *Neurocomputing*, Vol. 73, 2010, p. 2047-2060.
- Jardin, Philippe du, “The Influence of Variable Selection Methods on the Accuracy of Bankruptcy Prediction Models”, *Bankers, Markets and Investors*, Issue 116, 2012, p. 20-39.
- Jardin, Philippe du, “A Two-Stage Classification Technique For Bankruptcy Prediction”, *European Journal of Operational Research*, Issue 254, 2016, p. 236-252.
- Jardin, Philippe du and Eric Séverin, “Predicting Corporate Bankruptcy using A Self-Organizing Map: An Empirical Study to Improve The Forecasting Horizon of A Financial Failure Model”, *Decision Support Systems*, Issue 51, 2011, p. 701-711.
- Jones, Stewart, “A Cash Flow Based Model of Corporate Bankruptcy in Australia” *Jamar*, Vol. 14, Issue 1, 2016, p. 23-37.
- Karacan, Sami ve Mustafa Savcı, “Kriz Dönemlerinde İşletmelerin Mali Başarısızlık Nedenleri”, *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*”, Sayı 21, 2011, s. 39-54.

- Kaygın, Ceyda Yerdelen, Alper Tazegül ve Hakan Yazarkan, “İşletmelerin Finansal Başarılı ve Başarısız Olma Durumlarının Veri Madenciliği ve Lojistik Regresyon Analizi İle Tahmin Edilebilirliği”, *Ege Akademik Bakış*, Cilt 16, Sayı 1, 2016, s. 147-159.
- Keasey, K., and R. Watson, “Non-Financial Symptoms and The Prediction of Small Company Failure: A Test Of Arcenti's Hypotheses”, *Journal of Business Finance and Accounting*, Vol 14, Issue 3, 1987, p. 335-354.
- Khademolqorani, Shakiba, Ali Zeinal Hamadani and Farimah Mokhatab Rafiei, “Hybrid Analysis Approach to Improve Financial Distress Forecasting: Empirical Evidence from Iran”, *Hindawi Publishing Corporation Mathematical Problems in Engineering*, Vol. 2015, 2015, p. 1-10.
- Kılıç, Selim, “Kappa Testi”, *Journal of Mood Disorders*, Vol. 5, Issue 3, 2015, p. 142-144.
- Kılıç, Yunus, *Finansal Başarısızlık Tahmininde Veri Madenciliğinin Kullanılması: İMKB'de Bir Uygulama*, Gaziantep Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Gaziantep 2011, (Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi).
- Kılıç, Yunus, İbrahim Halil Seyrek, “Finansal Başarısızlık Tahmininde Yapay Sinir Ağlarının Kullanılması: İmalat Sektöründe Bir Uygulama”, www.researchgate.net. Berlin, 2016, s. 1-15.
- Kim, Minchoul, Minho Kim and Ronald D. McNiel, “Predicting Survival Prospect of Corporate Restructuring in Korea”, *Applied Economics Letters*, Vol. 15, 2008, p. 1187-1190.
- Ko, Po-Chang and Ping-Chen Lin, “An Evolution-Based Approach with Modularized Evaluations to Forecast Financial Distress”, *Knowledge-Based Systems*, Vol. 19, 2006, p. 84-91.
- Koç, Selahattin ve Sinem Ulucan, “Finansal Başarısızlıkların Tespitinde Kullanılan Altman Z Yönteminin Bulanık Mantık (Anfis) Yöntemi İle Test Edilmesi: Teknoloji ve Tekstil Sektöründe Bir Uygulama”, *Maliye Finans Yazıları*, Sayı 106, 2016, p. 147-167.
- Korol, Tomasz and Adrian Korodi, “Predicting Bankruptcy with the Use of Macroeconomic Variables”, *Financial Economics*, 2010, p. 1-20.

- Kubíčková, Dana, “Ohlson’s Model and its Prediction Ability in Comparison with Selected Bankruptcy Models in Conditions of Czech SMEs”, Vol. 9, *ACTAVŠFS*, 2015, p. 155-173.
- Kulalı, İhsan, “Muhasebe Temelli Tahmin Modelleri Işığında, Finansal Sıkıntı ve İflâsın Karşılaştırılması”, *Sosyoekonomi*, Sayı 2, 2014, p. 153-169.
- Li, Hui and Jie Sun, “Ranking-Order Case-Based Reasoning for Financial Distress Prediction”, *Knowledge-Based Systems*, Vol. 21, 2008, p. 868-878.
- Li, Hui and Jie Sun, “Forecasting Business Failure in China Using Case-Based Reasoning with Hybrid Case Representation”, Vol. 29, *Journal of Forecasting*, 2009, p. 486-501.
- Li, Hui and Jie Sun, “Gaussian Case-Based Reasoning for Business Failure Prediction with Empirical Data In China”, *Information Sciences*, Vol. 179, 2009, p. 89-108.
- Li, Hui and Jie Sun, “Predicting Business Failure Using Forward Ranking-Order Case-Based Reasoning”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 38, 2011, p. 3075-3084.
- Li, Hui, Hai-Bin Huang, Jie Sun and Chuang Lin, “On Sensitivity of Case-Based Reasoning to Optimal Feature Subsets in Business Failure Prediction”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 37, 2010, p. 4811-4821.
- Li, Hui, Jie Sun and Jian Wu, “Predicting Business Failure using Classification and Regression Tree: An Empirical Comparison with Popular Classical Statistical Methods and Top Classification Mining Methods”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 37, 2010, p. 5895-5904.
- Li, Hui, Jie Sun, Ji-Cai Li and Xiu-Ying Yan, “Forecasting Business Failure using Two-Stage Ensemble of Multivariate Discriminant Analysis and Logistic Regression”, *Expert Systems*, Vol. 30, Issue 5, 2013, p. 385-397.
- Li, Hui, Jie Sun, “Predicting Business Failure Using an RSF-Based Case-Based Reasoning Ensemble Forecasting Method”, *Journal of Forecasting*, Vol. 32, 2013, p. 180-192.
- Liang, Deron, Chih-Fong Tsai and Hsin-Ting Wu, “The Effect of Feature Selection on Financial Distress Prediction”, *Knowledge-Based Systems*, Vol. 73, 2015, p. 289-297.

- Lin, Fengyi, Deron Liang, Ching-Chiang Yeh, Jui-Chieh Huang, “Novel Feature Selection Methods to Financial Distress Prediction”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 41, 2014, p. 2472–2483.
- Lussier, Robert N. “A Nonfinancial Business Success Versus Failure Prediction Model For Young Firms”, *Journal of Small Business Management*, 1995, p. 8-20.
- Meyer, Paul A. Meyer and Howard W. Pifer, “Prediction of Bank Failures”, *The Journal of Finance*, Vol. 25, Issue 4, 1970, p. 853-868.
- Mselmi, Nada, Amine Lahiani and Taher Hamza, “Financial Distress Prediction: The Case of French Small and Medium-Sized Firms”, *International Review of Financial Analysis*, Vol. 50, 2017, p. 67-80.
- Muller, G.H , B.W. Steyn-Bruwer, W.D. Hamman, “Predicting Financial Distress of Companies Listed on The JSE- A Comparison of Techniques”, *S.Afr.J.Bus.Manage*, Vol. 40, Issue 1, 2009, p. 21-32.
- Mures-Quintana, A. G. Gallego, Maria Jesus, “Business Failure Prediction Models: Finding The Connection Between Their Results and The Sampling Method”, *Preparation of Electronic Manuscripts for Publication*, 2012, p. 157-168.
- Ni, Jinlan, Wikil Kwak, Xiaoyan Cheng and Guan Gong, “The Determinants of , Issue Bankruptcy for Chinese Firms”, *Review of Pacific Basin Financial ,Markets and Policies*, Vol. 17, Issue 2, 2014, p. 1-23.
- Nouri, Bagher Asgarnezhad and Milad Soltan, “Designing A Bankruptcy Prediction Model Based on Account, Market and Macroeconomic Variables (Case Study: Cyprus Stock Exchange)”, *Iranian Journal of Management Studies*, Vol. 9, Issue 1, 2016, p. 125-147.
- Okay, Kaan, *Predicting Business Failures in Non-Financial Turkish Companies*, İhsan Doğramacı Bilkent University Graduate School of Economics and Social Sciences, Ankara 2015 (Unpublished Masters Thesis).
- Öcal, Nurcan and Eyüp Kadioğlu, “Finansal Başarısızlığın Tahmini: Borsa İstanbul’da İmalat Sektörü İçin Bir Uygulama”, *19th Finance Symposium*, Çorum 2015, s. 1-25.
- Öcal, Nurcan, Ercan, Metin Kamil and Eyüp Kadioğlu, “Predicting Financial Failure Using Decision Tree Algorithms: An Empirical Test on the Manufacturing Industry at Borsa İstanbul”, *International Journal of Economics and Finance*, Vol. 7, Issue 7, 2015, p. 189-206.

- Özdağoğlu, Güzin, A. Özdağoğlu, Y. Gümüş and G. Kurt-Gümüş, “The Application of Data Mining Techniques in Manipulated Financial Statement Classification: The Case of Turkey”, *Journal of AI and Data Mining*, Vol. 5, Issue 1, 2017, p. 67-77.
- Özkan, Mehmet and Levent Boran, “Veri Madenciliğinin Finansal Kararlarda Kullanımı”, *Çankırı Karatekin Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 2014, Cilt 4, Sayı 1, s. 59-82.
- Özkan, Yalçın, *Veri Madenciliği Yöntemleri*, Papatya Yayınları, İstanbul 2016.
- Öztemel, Ercan, *Yapay Sinir Ağları*, Papatya Yayınları, İstanbul 2012.
- Öztürk, Evren Koç, *Finansal Başarısızlık Tahmin Metodlarının Karşılaştırılması ve Sektörel Bir Uygulama*, Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul 2010 (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi).
- Pompe, Paul P.M. and Jan Bilderbeek, “The Prediction of Bankruptcy of Small- and Medium-Sized Industrial Firms”, *Journal of Business Venturing*, Vol. 20, 2005, p. 847-868.
- Salehi, Mahdi and Fezeh Zahedi Fard, “A Comparative Analysis of Corporate Failure Prediction: A Case from Iran”, *The IUP Journal of Business Strategy*, Vol. 10, Issue 3, 2013, p. 19-31.
- Sami, Ben Jabeur, “Corporate Failure: A Non Parametric Method”, *International Journal of Finance and Banking Studies*, Vol. 2, Issue 3, 2013, p. 103-110.
- Sartori, Fabio, Alice Mazzucchelli and Angelo Di Gregorio, “Bankruptcy Forecasting Using Case-Based Reasoning: The Creperie Approach”, *Expert Systems With Applications*, Vol. 64, 2016, p. 400-411.
- Sayılgan, Güven ve Arslan Ece, “İflâsın Ertelenmesi ve Türkiye’de 2009-2013 Arasındaki İflâsın Ertelenmesi Davalarının Analizi”, *Maliye ve Finans Yazıları*, Issue 105, 2016, s. 47-74.
- Selimoğlu, Seval and Abdullah Orhan, “Finansal Başarısızlığın Oran Analizi ve Diskriminant Analizi Kullanılarak Ölçülenmesi: BİST’de İşlem Gören Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri İşletmeleri Üzerine Bir Araştırma”, *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, Nisan 2015, s. 21-40.
- Silahtaroglu, Gökhan, *Veri Madenciliği Kavram ve Algoritmaları*, Papatya Yayınları, İstanbul 2016.

- Sun, Jie, Hamido Fujita, Peng Chen, Hui Li, “Dynamic Financial Distress Prediction with Concept Drift Based on Time Weighting Combined with Adaboost Support Vector Machine Ensemble”, *Knowledge-Based Systems*, Vol. 120, 2017, p. 4-14.
- Sun, Jie, Hui Li, Pei-Chann Chang and Kai-Yu He, “The Dynamic Financial Distress Prediction Method EBW-VSTW-SVM”, *Enterprise Information Systems*, Vol. 10, Issue 6, 2016, p. 611-638.
- Sun, Jie, Hui Li, Qing-Hua Huang and Kai-Yu He, “Predicting Financial Distress and Corporate Failure: A Review From The State-Of-The-Art Definitions, Modeling, Sampling, and Featuring Approaches”, *Knowledge-Based Systems*, Vol. 57, 2014, p. 41-56.
- Şener, Oruç Hami, *Teorik ve Uygulamalı Ortaklıklar Hukuku*, Seçkin Yayını, İzmir 2012
- Tang, Tseng-Chung and Li-Chiu Chi, “Neural Networks Analysis in Business Failure Prediction of Chinese Importers: A Between-Countries Approach”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 29, 2005, p. 244-255.
- Terzi, Serkan, “Finansal Rasyolar Yardımıyla Finansal Başarısızlık Tahmini: Gıda Sektöründe Ampirik Bir Araştırma”, *Çukurova Üniversitesi İİBF Dergisi*, Cilt 15, Sayı 1, 2011, s. 1-18.
- Tinoco, Mario Hernández, *Financial Distress and Bankruptcy Prediction using Accounting, Market and Macroeconomic Variables*, Leeds University Business School Accounting and Finance Division, Leeds 2013 (Unpublished Doctoral Thesis).
- Torun, Talip, *Finansal Başarısızlık Tahmininde Geleneksel İstatistikî Yöntemlerle Yapay Sinir Ağlarının Karşılaştırılması ve Sanayi İşletmeleri Üzerinde Uygulama*, Erciyes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Kayseri 2007 (Yayınlanmamış Doktora Tezi).
- Tsai, Chih-Fong, Yu-Feng Hsu, David C. Yen, “A Comparative Study of Classifier Ensembles for Bankruptcy Prediction”, *Applied Soft Computing*, Vol. 24, 2014, p. 977-984.
- Tuncay, Merve, “İşletmelerde Mali Kriz Sonrası Yeniden Yapılanma”, *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, Temmuz 2011, p. 103-118.
- Ural, Kerem, Şevin Gürarda ve M. Burak Önemli, “Lojistik Regresyon Modeli İle Finansal Başarısızlık Tahminlemesi : Borsa İstanbul’da Faaliyet Gösteren Gıda,

- İçki Ve Tütün Şirketlerinde Uygulama”, *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, Temmuz 2015, p. 85-100.
- Uzar, Ceren, *Finansal Bilgi Sisteminde Veri Madenciliği Teknolojisinin Kullanılması: Borsa İstanbul Üzerine Bir Uygulama*, Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İzmir 2013 (Yayınlanmamış Doktora Tezi).
- Vatansever, Kemal ve Sinan Aydın, Finansal Başarısızlığın Öngörülmesinde Çok Kriterli Karar Verme Analizine Dayalı Bir Araştırma, *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, Sayı 41, Temmuz 2014, s. 163-176
- Vuran, Bengü, “Prediction of Business Failure: A Comparison of Discriminant and Logistic Regression Analyses”, *Istanbul University Journal of the School of Business Administration*, Cilt 38, Sayı 1, 2009, p. 47-65.
- Wang, Ying and Michael Campbell, “Business Failure Prediction for Publicly Listed Companies in China” *Journal of Business and Management*, Vol. 16, Issue 1, 2010, p. 75-88.
- Wu, Weiping, Vincent Cheng Siong Lee, Ting Yean Tan, “Data Preprocessing and Data Parsimony in Corporate Failure Forecast Models: Evidence From Australian Materials Industry”, *Accounting and Finance*, Vol. 46, 2006, p. 327-345.
- Xu, Wei, Zhi Xiao, Xin Dang, Daoli Yang, Xianglei Yang, Financial Ratio Selection for Business Failure Prediction using Soft Set Theory. *Knowledge-Based Systems*, Vol. 63, 2014, p. 59-67.
- Yakut, Emre, *Veri Madenciliği Tekniklerinden C5.0 Algoritması ve Destek Vektör Makineleri ile Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırma Başarılarının Karşılaştırılması: İmalat Sektöründe Bir Uygulama*, Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Erzurum 2012 (Yayımlanmamış Doktora Tezi).
- Yakut, Emre ve Bekir Elmas, “İşletmelerin Finansal Başarısızlığının Veri Madenciliği ve Diskriminat Analizi Modelleri ile Tahmin Edilmesi”, *Afyon Kocatepe Üniversitesi İİBF Dergisi*, Cilt 15, Sayı 1, 2013, p. 237-254.
- Yapraklı, T. Şükrü ve Hamit Erdal, “Firma Başarısızlığı Tahminlemesi: Makine Öğrenmesine Dayalı Bir Uygulama”, *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, Cilt 9, Sayı 1, 2016, p. 21-31.
- Yasser, Qaiser Rafique and Abdullah Al Mamun, “Corporate Failure Prediction of Public Listed Companies in Malaysia”, *European Researcher*, Vol. 91, Issue 2, 2015, p. 114-126.

Yip, Angela Y. N., “Business Failure Prediction: A Case-Based Reasoning Approach”, *Review of Pacific Basin Financial Markets and Policies*, Vol. 9, Issue 3, 2006, p. 491-508.

Youn, Hyewon and Zheng Gu, “Predicting Korean Lodging Firm Failures: An Artificial Neural Network Model Along with A Logistic Regression Model”, *International Journal of Hospitality Management*, Vol. 29, 2010, p. 120-127.

Zhou, Ligang, Dong Lu and Hamido Fujita, “The Performance of Corporate Financial Distress Prediction Models with Features Selection Guided By Domain Knowledge and Data Mining Approaches”, *Knowledge-Based Systems*, 2015, p. 52-61.

Borsa İstanbul Web Sayfası, <http://www.borsaistanbul.com>

Sermaye Piyasası Kurulu Web Sayfası, <http://www.spk.gov.tr>

tez 2

ORJINALLIK RAPORU

% 18 BENZERLIK ENDEKSI	% 16 İNTERNET KAYNAKLARI	% 13 YAYINLAR	% 12 ÖĞRENCİ ÖDEVLERİ
----------------------------------	---------------------------------------	-------------------------	---------------------------------

BİRİNCİL KAYNAKLAR

1	Submitted to TechKnowledge Turkey Öğrenci Ödevi	% 1
2	acervodigital.ufpr.br İnternet Kaynağı	% 1
3	www.knowledgetaiwan.org İnternet Kaynağı	<% 1
4	documents.tips İnternet Kaynağı	<% 1
5	pure.bond.edu.au İnternet Kaynağı	<% 1
6	dergipark.ulakbim.gov.tr İnternet Kaynağı	<% 1
7	docplayer.biz.tr İnternet Kaynağı	<% 1
8	Submitted to University of Exeter Öğrenci Ödevi	<% 1

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı, Soyadı: Barış AKSOY

Uyruğu: Türkiye (TC)

Doğum Tarihi ve Yeri: 24 Kasım 1978, Kayseri

Medeni Durumu: Evli

Tel: +90 346 219 10 10-3187

email: baksoy@cumhuriyet.edu.tr

Yazışma Adresi: Cumhuriyet Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi
Bankacılık ve Finans Bölümü, Merkez / SİVAS

EĞİTİM

Derece Kurum Mezuniyet Tarihi

Doktora : Erciyes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İşletme ABD,
2018

Yüksek Lisans: : Gaziosmanpaşa Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İşletme,
(Tezli), 2014.

Yüksek Lisans : Erciyes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Özel Hukuk,
(Tezsiz), 2009.

Lisans : Afyon Kocatepe Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler
Fakültesi, İşletme, 2000.

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl Kurum Görev

2012- Devam ediyor, Cumhuriyet Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Bankacılık ve Finans Bölümü, Öğretim Görevlisi

2012-2012, İlke Eğitim Vakfı- Kapadokya MYO– Bankacılık ve Sigortacılık Programı, Dışarıdan Ücretli Öğretim Elemanı

2011-2012- Cumhuriyet Üniversitesi Şarkışla Aşık Veysel MYO Banka ve Sigortacılık Programı, Dışarıdan Ücretli Öğretim Elemanı

2004-2011, Akbank T.A.Ş., Operasyon Yetkilisi

2002-2002, Akprofil Tur.İnş.San.Tic.A.Ş., Sevkiyat Sorumlusu

YABANCI DİL

İngilizce

YAYINLAR

Uluslararası hakemli dergilerde yayımlanan makaleler:

1. Barış Aksoy, Selahattin Koç, Derviş Boztosun (2017). “Türkiye’de Finansal Uyuşmazlıkların Çözümünde Arabuluculuk Uygulamalarının Analizi”. International Journal Of Social Sciences And Education Research, 3(5), 1868-1880.
2. Veli Akel, Talip Torun, Barış Aksoy (2017). “Türkiye’de Hayat Dışı Sigortacılık Sektöründe Kârlılık, Sermaye Yapısı ve Yoğunlaşma İlişisine Yönelik Ampirik Bir Uygulama”. Journal of Finance and Banking Studies, 5(5), 1-15.
3. Barış Aksoy, Fatih Coşkun Ertaş (2016). “Şirket Birleşme ve Satın Almalarının Hedef Şirket Mali Performansı Üzerindeki Etkileri”. Akademik Bakış Dergisi,(54), 772-786.

Ulusal hakemli dergilerde yayımlanan makale:

1. Derviş Boztosun, Semra Aksoylu, Fatih Altınışık, Emre Hayri Baraz, Barış Aksoy (2016). “Dış Ticaret Yapan Firmaların Finansal Risk Yönetiminde Türev Ürünleri Kullanım Düzeylerinin İncelenmesi Kayseri İli Örneği. Cumhuriyet Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, 17(1), 153-168.

Uluslararası bilimsel toplantılarda sunulan ve bildiri kitaplarında (proceedings)

basılan bildiriler :

1. Derviş Boztosun, Selahattin Koç, Barış Aksoy (2018). “Türkiye’de Banka ve Sigortacılık İşlemlerinden Doğan Uyuşmazlıkların Çözümünde Tahkim Uygulamasının İncelenmesi”. 1. Uluslararası Bankacılık Kongresi, 185-197. (Özet Bildiri - Sözlü Sunum)
2. Barış Aksoy, Derviş Boztosun (2018). “İmalat Sanayi Sektöründe Faaliyet Gösteren İşletmelerin Finansal Başarısızlık Tahmininde Veri Madenciliği Yöntemlerinin Karşılaştırılması: Borsa İstanbul Örneği”. 4th. International Symposium on Multidisciplinary Studies, 35-36. (Özet Bildiri - Sözlü Sunum)
3. Barış Aksoy, Derviş Boztosun (2018). “Finansal Başarısızlık Tahmininde Diskriminant ve Lojistik Regresyon Yöntemlerinin Karşılaştırılması: BİST’de Bir Uygulama”. 3th. International Congress on Economics, Finance and Energy, 30. (Özet Bildiri - Sözlü Sunum)
4. Barış Aksoy, Selahattin Koç, Derviş Boztosun (2017). “Analysis of Mediation Practices In The Solution of Financial Disputes In Turkey”. International Conference on Social Sciences and Education Research, 82 (Özet Bildiri - Sözlü Sunum)
5. Veli Akel, Oğuz Kaynar, Barış Aksoy (2016). “Türkiye’deki Gayrimenkul Yatırım Ortaklıkları Etkinliklerinin Veri Zarflama Analizi ile Değerlendirilmesi”. XVII. Uluslararası Ekonometri, Yöneylem Araştırması ve İstatistik Sempozyumu, 1065-1080. (Tam Metin Bildiri- Sözlü Sunum)

Projelerde Yaptığı Görevler:

1. İşletmelerde Finansal Başarısızlık Tahmininde İstatistiksel Yöntemlerle Veri Madenciliği Yöntemlerinin Karşılaştırılması: BİST’de Bir Uygulama, Yükseköğretim Kurumları Tarafından Destekli Doktora Tezi Projesi, Araştırmacı, 21/11/2016- Devam ediyor. (Ulusal)
2. Dış Ticaret Yapan Firmaların Finansal Risk Yönetiminde VIOP Kullanımlarına İlişkin Saha Araştırması Kayseri İli Örneği, Yükseköğretim Kurumları Tarafından Destekli Bilimsel Araştırma Projesi, Araştırmacı, 08/06/2015-08/09/2015 (Ulusal)